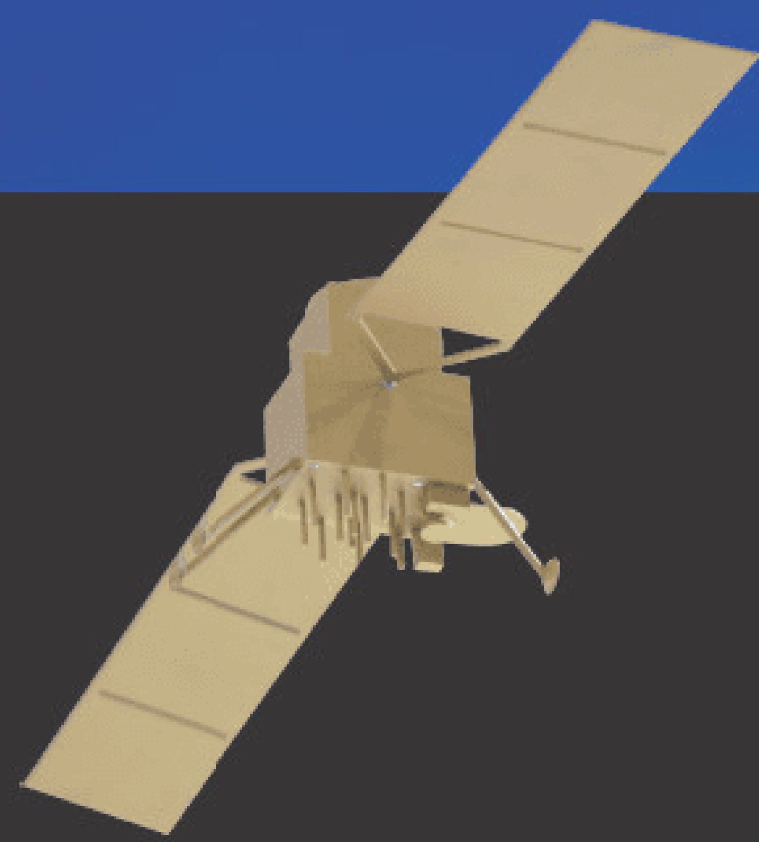


遥感图像处理关键技术

何宁　吕科　著

清华大学出版社

遥感图像处理关键技术

何　宁　吕　科　著

清华大学出版社
北　京

内 容 简 介

本书总结了作者近年来在卫星遥感图像处理方面的研究成果，重点介绍我国风云系列气象卫星遥感图像的处理技术。本书从建立卫星自动导航的技术需求出发，系统地论述卫星遥感图像边缘检测与提取、遥感图像地标匹配、红外卫星图像自动匹配与校正及遥感图像配准与融合等方面的关键技术、实现过程以及实验结果与分析。

本书在内容安排上力求做到深入浅出、通俗易懂，不仅具有一定的深度和广度，而且反映学科的新动向和应用前沿。读者在阅读本书前应具备数字图像处理相关理论基础和专业知识。

本书既可作为高等学校数字图像处理、遥感相关专业的研究生教学用书，也可供遥感相关科技人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

遥感图像处理关键技术/何宁，吕科著. --北京：清华大学出版社，2015(2015.11 重印)
ISBN 978-7-302-40782-9

Ⅰ. ①遥… Ⅱ. ①何… ②吕… Ⅲ. ①遥感图像－图像处理－研究 Ⅳ. ①TP751

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 162287 号

责任编辑：焦　虹　李　晔
封面设计：傅瑞学
责任校对：李建庄
责任印制：宋　林

出版发行：清华大学出版社
网　　址：http://www.tup.com.cn，http://www.wqbook.com
地　　址：北京清华大学学研大厦 A 座　　**邮　　编**：100084
社 总 机：010-62770175　　**邮　　购**：010-62786544
投稿与读者服务：010-62776969，c-service@tup.tsinghua.edu.cn
质量反馈：010-62772015，zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn
课件下载：http://www.tup.com.cn,010-62795954
印 装 者：虎彩印艺股份有限公司
经　　销：全国新华书店
开　　本：185mm×260mm　　**印　　张**：10.75　　**字　　数**：270 千字
版　　次：2015 年 7 月第 1 版　　**印　　次**：2015 年 11 月第2 次印刷
印　　数：1001～1600
定　　价：29.50 元

产品编号：066016-01

前 言

遥感技术是20世纪末发展最为迅速的科技领域之一，其优势在于能够频繁持久地提供地表的面状信息，具有宏观、动态、精确地监测地表环境变化的特点。由于人类的信息需求有80%与地理空间位置有关，而我国正面临着日益严重的资源环境问题，因此遥感技术在国民经济、社会发展和国防安全中起着越来越重要的作用。进入21世纪，自然灾害、气候变化、环境保护、资源开发等行业领域对卫星观测提出了高时效、高辐射精度、三维、定量、全球、全天时、全天候的要求。遥感仪器时空分辨率和探测性能向“高空间分辨率、高时间分辨率、高光谱分辨率、高辐射精度以及全球、全天候、多波段观测”发展，这些性能已成为卫星观测的发展趋势。伴随着航天技术、通信技术、传感技术和信息技术的飞速发展，为了更加准确、全面地认识空间，人类的观测手段已从单一模式向多模式(光学、红外、微波、多光谱等)协同的方向发展，人们将可以在各种航天、近空间和地面平台上，用紫外、可见光、红外、合成孔径雷达、激光雷达、太赫兹等多种传感器获取目标的多种分辨率影像和非影像数据，其空间分辨率、光谱分辨率和时间分辨率得到了极大的提高。借助空、天、地各类传感器，可实现全天候、全天时、全方位的全球空间数据获取，并对全球进行立体的实时观测和动态监测，遥感影像数据在环境、交通、海洋、农业、水利、测绘、地质领域得到了广泛的应用。

我国已发射了包括气象卫星、海洋卫星、减灾卫星等多个系列的对地观测卫星，这些卫星上装载了大量传感器，成像方式从被动探测到主动探测，探测谱段从红外、可见光、紫外到微波探测。利用这些探测器进行对地观测，可获得大量多源(多个卫星平台)、多谱段(不同波段)卫星资料，这些卫星数据的综合应用非常重要。随着传感器数量和种类的增加，获得的信息量急剧增加并且呈现多样性和复杂性，传统的数据处理理论与方法已经不能很好地解决多源卫星数据处理所带来的新问题，必须发展新的理论和方法解决所面临的新问题。

我国目前正在实施国家中长期科技发展规划，到2020年，我国发射的在轨运行卫星将达上百颗，将具备准实时、全天候获取各种空间数据的能力，并逐步形成集高空间、高光谱、高时间分辨率和宽地面覆盖于一体的对地观测系统，从而可为地球空间信息数据的处理与应用提供坚实的基础。由于遥感卫星数据量巨大，遥感卫星数据的预处理也变得越来越费时，因此需要建立图像自动导航的卫星系统。对遥感卫星数据进行处理就要进行图像的自动导航，通过图像研究人员可以得到遥感卫星图像像素对应的地理纬度和经度，图像自动导航能够使大量数据的应用成为可能。从技术的角度来看，图像自动导航是非常困难的一件事情。自动导航的关键环节是调整模型图像，调整导航、调整模型的常用方法是解决导航调整量偏差。一般来说，地标有明显的几何结构，但随着卫星位置的变动查看地标的视野和视角会发生变动，因而地标图像内容也会发生改变。此外，卫星有效载荷能力变化，如传感器感应能力的衰减，也会使得图像内容发生改变，因此研究遥感图像处理技术将推进卫星自

动导航技术的发展。

在国家自然科学基金项目“基于稀疏表示理论的高光谱遥感图像的特征提取与分类”(61271435)、“分数阶变分 PDE 图像复原关键技术研究”(61370138)和北京市自然科学基金重点项目“遥感图像精确定位与参数反演的理论及关键技术研究”(4141003)的支持下,作者总结近年来在遥感图像处理方面的研究成果,深入分析国内外相关研究进展,从卫星遥感图像边缘检测、遥感图像地标匹配、遥感图像校正及遥感图像的配准与融合等方面论述了遥感图像处理技术的思路、关键技术及其实现过程。

全书共 5 章。第 1 章论述遥感图像处理技术的研究背景和国内外研究进展,介绍了卫星遥感图像处理的相关关键技术。第 2 章深入阐述卫星遥感图像的边缘检测与提取技术,提出了基于 Level Sets 方法的海岸线检测、海陆边缘检测及基于改进的 Canny 算子和改进的 LOG 算子的遥感图像边缘检测方法。第 3 章论述地标匹配关键技术,提出了海陆边界模板的生成算法、地面控制点与地标生成算法,并在此基础上提出针对地标匹配的云检测算法。第 4 章分析遥感图像产生畸变的原因,提出了红外遥感图像校正方法,并分别对海陆分界模板、图像匹配、图像校正三个层次的实验评价结果进行分析。第 5 章提出了基于改进的 FMT 图像配准方法、基于特征点的图像配准方法及伪颜色矢量和图像分解的图像融合技术。

本书是近年北京联合大学信息学院和中国科学院大学智能信息处理实验室的师生共同完成的研究成果,全书由何宁、吕科设计并主持撰写。参与本书编写的研究生有王茜、徐文、林政宗、蔡君伟等人。最后由何宁负责全书的统稿、修改和校对,由吕科负责全书的审阅。

限于作者的水平及经验,书中的错误在所难免,恳请专家和读者批评、指正。

何　宁
2015 年 4 月于北京联合大学信息学院

目录

第 1 章

卫星遥感图像处理相关理论及方法概述

随着空间遥感技术和其他相关技术的发展，我国已经成功发射了多颗遥感卫星（包括气象卫星、海洋卫星、地球资源卫星、环境与灾害监测预报卫星等），遥感技术在许多领域得到了广泛发展与应用，并且产生了巨大的社会效益和经济效益。遥感图像处理技术已经成为当前研究热点问题。本章首先阐述卫星遥感图像处理关键技术的研究意义与背景，然后分别论述卫星遥感图像处理关键技术的原理，总结各个相关技术的国内外研究进展，主要从遥感图像边缘提取、遥感图像地标匹配、红外图像自动匹配校正及遥感图像配准与融合等方面展开论述。

1.1　研究背景

1.1.1　研究意义

视觉是人类赖以获取外部世界信息的最主要手段，人类约 70% 的信息依靠视觉得到。图像是视觉信息的最主要的载体，一般来说，图像是通过各种观测系统获得的。遥感卫星是对地球和大气的各种特征和现象进行遥感观测的人造地球卫星，卫星遥感图像已经成为人类获取有关地球与大气信息的重要数据来源之一。

遥感卫星是用作外层空间遥感平台的人造卫星，用卫星作为平台的遥感技术称为卫星遥感。随着遥感技术的迅猛发展，世界各国正在开发、发射和运行的有几千颗轨道卫星及相应的地面应用平台。其中，气象卫星是全球天基观测系统中十分重要的组成部分，它通过多通道高分辨率扫描辐射计、微波辐射计和红外分光计等有效载荷，从外层空间对地球及其大气层进行气象观测[1]。气象卫星通过源源不断地获取各类遥感信息，在天气系统分析和天气预报方面显示出独特的能力和作用，而且随着卫星有效载荷性能和遥感信息处理手段的不断提高和完善，其应用范围日益扩大，为国民经济建设和国防建设提供可靠而高效的服务保障。

近年来，随着遥感技术的发展，遥感数据的分辨率（包括时间、空间和光谱）不断提高，使得遥感数据呈现海量数据的特点。由于遥感卫星数据量非常大，遥感卫星数据的预处理也变得越来越费时，因此，建立图像自动导航的卫星系统是非常必要的。首先对遥感卫星数据进行处理就要进行图像的自动导航。通过图像研究人员可以得到遥感卫星图像像素对应的地理纬度和经度。图像自动导航能够使大量数据的应用成为可能。从技术的角度来看，图像自动导航是非常困难的一件事情。自动导航关键环节是调整模型图像，调整导航、调整模型的常用方法是解决导航调整量偏差问题。一般来说，地标有明显的几何结构，但随着卫星位置的变动地标的视野和视角会发生变动，因而地标图像内容也会发生改变。此外，卫

星有效载荷能力的变化，如传感器感应能力的衰减，也会使得图像内容发生改变，因而图像自动导航难度很大。

理论上，在轨定点静止卫星在不同时间拍摄的相同区域内的地球地貌，遥感图像应该是完全相同的（忽略云、地壳变化、海洋变化、人为地面活动等因素）。但实际上，由于气象卫星受到热辐射产生热变形、太阳光压、设备自然老化、星载设备的安装误差等多种因素影响，都会引起卫星姿态（俯仰、滚动、偏航等）发生不同程度的变化，从而改变了有效载荷扫描镜的指向，导致遥感图像产生几何畸变，造成失真，对卫星整体性能的发挥产生重大影响。遥感图像地标导航方法能够有效地纠正由于卫星姿态发生变化而引起的定位误差，首先，根据遥感图像中海洋、岛屿、陆地、植被、河流等地物特征的能量概率分布情况，利用全球地理信息数据建立地标库，然后比对计算图像与地标的偏移量，根据偏移量计算获得卫星的姿态偏差，之后利用得到的姿态偏差对遥感卫星图像重新导航，从而获得准确的地理定位结果[2]。目前国内气象研究机构的图像导航主要采取交互式人工选取地标的导航方法，手工作业量大，对操作者的专业经验依赖性大，导航精度受主观因素影响大。采用卫星红外图像自动匹配校正技术，可使地标导航从高重复性、大劳动量的工作状态中解脱出来，并有效提高导航精度，对工作人员的专业经验要求也大大降低。由于航天工程经济成本巨大，卫星导航技术在提高卫星整体性能的同时亦产生着巨大的经济效益，使其成为国内外专业人士关注的焦点，极具研究和应用价值。

气象卫星多为遥感类卫星，利用多通道高分辨率扫描辐射计、红外分光计和微波辐射计等遥感器从外层空间“俯视”风云变幻的地球，每天都会拍摄多幅不同时间、不同波段的遥感图像[3]。如果卫星在理想轨道运行，那么不同时段所拍摄图像的对应像素的地理经纬度应该相同。但是受轨道偏移和卫星姿态变化的影响，像素往往会发生偏离。因此必须对遥感图像进行导航和配准。图像导航是确定图像中像素经纬度的过程，图像配准是使两幅图像上所有对应的像素都达到空间位置一致的过程，配准包括帧内配准和帧间配准两种。帧内配准是为了消除一帧（一幅）遥感图像中任意两个像素的相对位置偏差，帧间配准是为了消除不同帧（两幅或多幅）遥感图像中任意对应像素的相对位置偏差。

目前国内气象研究人员通常采用人工选取地标的方式，进行交互式的卫星图像配准和导航工作[4]。人工方式选取地标通常效率较低，不能适应数据量大的特点和实效性的需求。而且，在卫星图像导航配准中一个很小的误差就会对后期的实际应用产生很大的影响。因此，研究遥感图像的高精度实时自动配准方法对气象遥感图像应用具有重大的理论和现实意义。

另外，为了综合利用来自不同空间分辨率、波谱分辨率和时间分辨率的遥感图像，必须寻求一种综合利用多源图像的技术方法，图像融合是满足这种要求的重要手段之一。图像融合的目的是将多幅图像中所具有的优势信息或互补性信息有机地结合起来，融合产生的新图像，有助于对观察对象形成更全面、更真实、更有用的认知。同单一信源的图像相比，融合图像能够降低被观察对象存在的二义性、模糊性和误差，最大限度地利用各种信源提供的信息，提高人们对图像进行信息分析和提取的能力。

因此本书主要研究卫星遥感图像边缘检测与提取、遥感图像地标匹配、卫星红外图像自动匹配校正及遥感图像配准与融合等关键技术。

1.1.2　国内外气象卫星及其特点

1. 美国 GOES 系列卫星系统

美国作为最早发射和应用气象卫星的国家，在极轨和静止气象卫星领域一直处于世界领先地位。美国 GOES(Geostationary Operational Environmental Satellites)地球静止业务环境卫星分为 GOES I-M 与 GOES N-P 两类，至今已有 15 颗该系列卫星先后发射进入太空。第三代静止气象卫星 GOES 8、GOES 9 与前两代相比，主要的改进是采用了三轴稳定的控制方式，卫星的有效载荷为成像仪、空间环境监测器、大气探测器和太阳 X 射线成像仪，这些设备可独立开展工作，同时对地球及其外层空间进行检测，可不间断地获取高质量观测资料[5]。GOES 卫星在天气预报、太阳干扰预测、灾害预报等方面为政府部门和各类民间环境预报机构提供了重要信息支持。GOES 卫星地标定位系统，是世界最为先进的卫星地标导航系统，代表了地标导航技术的最高水平，其星载导航简化了影像导航流程，提高了影像导航精度，其主要特点如下。

1）系统设计简单

由于有丰富、详细的地理信息的支持，GOES 地标定位系统可以在较大范围的地理区域内优选最符合特征的地标与卫星图像进行匹配，而且 GOES 的图像不良匹配重合率很低，有效降低了查询幅度，从而使得匹配计算量、匹配计算时间和误匹配几率的产生大大降低。同时，借助对卫星及卫星成像设备的精确控制，可以精确掌握卫星图像的各项指标参数，去除如缩放、旋转等因素的干扰，可较好地保持原始图像的各项特征，提高图像匹配的准确性和可靠性。

2）灰度值图像准确

GOES 地标提供有满足计算使用的地面真实信息，可单独计算地标及相关图像中像素的概率数值，使得 GOES 地标定位系统可以针对不同的匹配需求制定不同的标定过程。这种自标定方法消除了由于进行对比度反转而造成的灰度不同，保证了图像灰度值的准确。

3）分辨率较高

GOES 地标定位系统对于可见光信道图像的处理可以达到亚像素精度，相当于 250m。对有部分云层遮挡的图像仍可达到同样的精度(以前的系统对有云层遮挡的可见光信道可以达到 64km，而现在可以达到 12km)[6]。

评价 GOES 地标定位系统与图像导航系统的性能指标主要有三个：导航误差(NAV)、帧间误差(FFR)、帧内误差(WIFR)[7]。美国 GOES 系列卫星导航性能指标如表 1-1 所示。

表 1-1　美国 GOES 系列卫星导航性能指标[8]

指标条件	GOES I-M Imager[1]	GOES N-P Imager[7]	GOES-R ABI[4]
	1994+	2006+	2015+
导航误差	112μrad（白天） 168μrad（夜晚）	55μrad	28μrad
ban 帧间误差 (15 分帧间对比)	50μrad（白天） 70μrad（夜晚）	41μrad	21μrad

续表

指标条件	GOES I-M Imager[1]	GOES N-P Imager[7]	GOES-R ABI[4]
	1994+	2006+	2015+
帧间误差 (90分帧间对比)	84μrad(白天) 105μrad(夜晚)	53μrad	无
帧内误差	50μrad(白天) 50μrad(夜晚)	54μrad	无

从表1-1中可以看出,GOES卫星地标定位系统的主要性能在二十年间得到了很大改进和提升。

2. 欧洲Meteosat/MSG/MTG静止轨道气象卫星

欧洲气象卫星组织(EUMETSAT)由欧洲的17个国家组成,共同出资发展气象卫星。其第一颗静止气象卫星Meteosat-1于1977年11月发射升空,由此开始参与全球大气研究计划和气象监测网。第一代Meteosat系列静止轨道气象卫星有效载荷为3通道可见光/红外成像仪(MVIRI),分辨率为2.5km/5km。第二代气象卫星(MSG)有效载荷改进为可见光/红外辐射仪,成像通道由3个增加到12个,分辨率提高到1km/3km。第三代气象卫星(MTG)拟采用三轴稳定方式,MTG-1预计2016年发射,有效载荷为增强12通道可见光/红外成像辐射仪(SEVIRI)、静止卫星地球辐射收支仪器(GERB)和气象通信系统,成像和传输性能都将得到极大的提高。

欧洲气象卫星导航性能的评价指标主要有三个:绝对导航误差、相对误差、频道间误差。绝对导航误差是图像中实际地理坐标和图像计算得出的坐标之间的差值;相对误差是一个像素在相继两帧图像中的绝对导航误差;频道间误差是通过两个不同频道对同一采样点采样而发生的相对位移误差。表1-2是欧洲MSG、MTG卫星导航性能指标。

表1-2 欧洲MSG、MTG卫星导航性能指标

指标条件	绝对导航误差	相对误差	频道间误差
MSG-1/2	3.50km(98μrad)	0.90km(25.2μrad)	0.30km(84μrad)
MTG-1	0.75km(21μrad)	1.05km(29.4μrad)	0.75km(84μrad)

3. 日本GMS/MTSAT气象卫星

GMS气象卫星是日本第一代气象卫星,GMS-1于1977年7月发射升空,而后又陆续发射了4颗该系列卫星,其中GMS-5于1995年发射升空,其有效载荷为:4通道可见光/红外扫描辐射器、数据收集平台和搜索救援系统。GMS卫星的可见光/红外分辨率为1.25km/5km,可提供高分辨率数字资料(S-VISSR)和低分辨模拟云图(WEFAX)。第二代MTSAT静止气象卫星为多用途卫星,相对于第一代GMS卫星在设计和有效载荷性能上有了重大改进。MTSAT卫星采用了三轴稳定方式,星载扫描辐射器的通道数增加到5个,可见光/红外分辨率为1km/4km,可提供高分辨率图像数据(HIRID)、低速率信息传输(LRIT)和低分辨率模拟云图(WEFAX)等遥感信息资料,卫星的综合性能指标有了较大幅

度的提升。GMS-5 卫星性能指标如表 1-3 所示。

表 1-3　日本 GMS-5 卫星性能指标

通　道	波长/μm	分辨率/km	扫描线	量化等级/b
可见光	0.55～0.90	1.25	2500×4	6
红外	10.50～11.50	5.00	2500	8
红外	11.50～12.50	5.00	2500	8
水汽	6.50～7.00	5.00	2500	8

4. 俄罗斯 GOMS 气象卫星

俄罗斯继承了前苏联的航天科技基础，卫星技术实力雄厚。其第一颗静止气象卫星 GOMS-1 于 1994 年 11 月发射升空，该卫星采用三轴姿态稳定方式，有效载荷为 3 通道扫描辐射器、辐射及测量系统和数据收集平台。但由于卫星姿态控制故障和设计错误，扫描辐射器可见光通道和水汽通道一直未能正常工作，卫星只能获得红外图像。俄罗斯 GOMS 卫星性能指标如表 1-4 所示。

5. 印度 INSAT 气象卫星

印度第一颗静止气象卫星 INSAT-1A 于 1982 年 4 月发射升空，该卫星为气象与通信多功能卫星。其后，又陆续研制应用了 INSAT-2 系列和 INSAT-3 系列，在全球大气研究计划和气象监测网中占有了一席之地。印度 INSAT-3A 卫星性能指标如表 1-5 所示。

表 1-4　俄罗斯 GOMS 卫星性能指标

通 道	波长/μm	分辨率/km
可见光	0.46～0.70	1.25
红外	10.00～12.50	6.50
水汽	6.00～7.00	6.50

表 1-5　印度 INSAT-3A 卫星性能指标

通　道	波长/μm	分辨率/km
可见光	0.55～0.75	2.00
红外	10.50～12.50	8.00
水汽	5.70～7.10	8.00

6. 我国气象卫星

我国气象卫星事业经历了创建、发展、壮大三个阶段，现已成为世界上少数几个同时具有研制发射极轨和静止气象卫星能力的国家之一。我国极轨系列气象卫星是以风云一、三、五……号（FY-1、FY-3、FY-5……）等奇数排序的；静止气象卫星则以风云二、四、六、……号（FY-2、FY-4、FY-6……）等偶数排序[9]。

风云二号（FY-2）气象卫星是我国第一代静止轨道气象卫星，在我国的卫星研发计划中，风云二号静止气象卫星共有 3 个批次，01 批为风云二号 A 星和 B 星，这两颗星为试验型卫星。02 批卫星为风云二号 C 星、D 星和 E 星三颗卫星，这三颗卫星为业务型卫星。03 批有风云二号 F 星和 G 星两颗卫星，F 星和 G 星的性能将在前一批次的基础上进一步加以完善。03 批卫星的研发计划是在原有两个批次卫星发展计划后增加的，增加这两颗星的主要目的就是为了使我国一、二代地球静止轨道气象卫星实现在轨平稳过渡。风云二号系列地

球静止气象卫星将一直沿用到2015年,之后,它的在轨运行服务任务将由风云四号卫星取代[10]。中国地球静止气象卫星预定的定点位置有三个:105°E、86.5°E和123°E,其中105°E为业务卫星的定点位置,其他两个位置一般是备份卫星或准备废弃卫星的位置。

1997年6月FY-2A卫星发射升空,由此进入了我国地球静止气象卫星在轨运行的时代。2000年6月FY-2B卫星发射升空,成功定点于105°E赤道上空,进入地球同步轨道,同年7月6日向卫星气象地面站发回首张可见光云图,7月20日发回第一张红外和水汽云图。2004年10月和2006年12月发射的FY-2C星和FY-2D星实现了我国气象卫星双星组网运行观测,将卫星观测时间周期缩短了一半,大大提高了卫星的连续观测能力和运行的可靠性。双星组网运行观测对发展较快、监测生命较短的小尺度天气系统的连续监测有着明显的优势。风云二号静止轨道气象卫星的控制姿态为自旋稳定式,FY-2B之前的卫星有效载荷为3通道扫描辐射计,FY-2C之后的卫星为5通道扫描辐射计,综合性能得到了较大改进和提高。风云二号卫星可对地球进行全天候连续气象监测,持续搜集地球空间环境的红外、可见光云图和大气水汽分布图等遥感信息,并不间断探测和发布地球大气状况、海洋状况和水文状况等多种气象和地理信息数据,实时监测太阳X射线、空间粒子辐射等信息[11]。在世界气象组织的空间计划中,我国风云二号卫星被列为骨干业务卫星,承担着全球天气和气候的观测任务。我国FY-2A卫星的性能指标如表1-6所示。

表1-6 我国FY-2A卫星性能指标

通　道	波长/μm	分辨率/km	视场/μrad	量化等级/b
可见光	0.55～1.05	1.25	35	6
红外	10.50～12.50	5.00	140	8
水汽	6.20～7.60	5.00	140	8

风云四号(FY-4)静止轨道气象卫星是中国气象局和中国人民解放军总参气象局为军民用户共用研制的新一代静止气象卫星,计划2016年完成发射。该型号卫星的设计遵循“军民综合应用”的原则,并充分考虑现有资源的综合利用,把农、林、海洋和水利领域的实际应用要求和环境、空间科学的科研需求等诸多科学领域的实际需求融合进来。风云四号卫星发展的重点主要有以下几个方面[12]:

(1) 在卫星的时间分辨率上进一步寻求提高,并增强卫星对指定区域探测的机动能力。

(2) 针对小尺度天气系统监测的应用需求,有针对性地提高有效载荷成像仪性能。

(3) 大力发展微波和大气垂直探测等新型探测手段,努力在高轨三维遥感等技术领域寻求实质性突破。

(4) 提高对空间天气和太阳的监测预警能力,拓展极紫外、X射线等新型观测途径,丰富对太阳的观测手段。

风云四号卫星采用三轴稳定姿态控制方式,多功能设计,以多种有效载荷可协同完成观测,15分钟就可以生成一幅地球圆盘图。表1-7列出了我国FY-4卫星的主要有效载荷。风云四号气象卫星重点扩展探测谱段,

表1-7 我国FY-4卫星主要有效载荷

表1-7 我国FY-4卫星主要有效载荷
10通道二维扫描成像仪
闪电成像仪
CCD相机
干涉型大气垂直探测器
地球辐射收支仪

提高有效载荷时间、地域和光谱分辨率，加强三维探测能力，增加新颖的探测仪器，可全天候连续获取高质量的多信道卫星图像。

当前，我国气象研究分析机构在进行卫星图像导航时，仍主要使用人工选取地标、手工校正的交互式地标导航方法，工作重复性高、劳动量大、主观性强，缺乏一致性，其准确性过多依赖工作人员的专业经验，缺少自动化的工作平台和手段，与美国、欧洲存在较大差距。

1.2　卫星遥感图像处理相关技术

1.2.1　卫星遥感图像文件格式

卫星图像的接收存储是在遥感卫星地面站中完成的，收集到的数据通过数模转换变成数字数据。目前的卫星图像数据都是以数字形式保存的。随着计算机技术的飞速发展，卫星图像的保存格式也趋于标准化，大多采用了 TIFF 或者 GeoTIFF 的格式。从数据的文件内部读写格式上区分，大致可分为以下几种：

1）BSQ(Band Sequential)格式

BSQ 是按波段保存数据的，即一个波段保存后接着保存第二个波段。按图像的波段顺序分为独立文件记录存放，每个波段的文件则以像元的行、列序号排列。当图像处理仅需对一个波段的数据进行处理时，这种格式最为方便。只要调用所需的波段数据文件即可。

2）BIL(Band Interleaved by Line)格式

BIL 是按行保存数据的，即保存第一个波段的第一行后，接着保存第二个波段的第一行，依次类推。这种格式比较节省存储空间。

3）BIP(Band Interleaved by Pixel)格式

BIP 是按像元保存数据的，即先保存第一个波段的第一个像元，接着保存第二个波段的第一个像元，依次保存。这种格式最适于提取典型地物光谱曲线，分析遥感图像光谱特征，依据光谱特征进行合成增强以及自动识别分类处理，因为各个波段的同一个像元灰度值集中在一起，因此可以一次读出，调用方便。

4）HDF(Hierarchical Data Format)格式

随着高光谱成像技术的发展，卫星图像数据量急剧增大，传统的图像格式很难全面体现卫星信息，需要功能更强的记录卫星信息的图像文件格式。HDF 层次式文件格式是美国国家计算中心推出的一种新型数据格式，用于记录不同计算机平台产生的各类型的科学数据。

HDF 采用分层数据管理结构，通过层次式的方式，有效建立了文件内部对象之间的逻辑关系和组织方式。通过所提供的“总体目录结构”可直接从嵌套的文件中获得各种信息，在读取图像数据的同时，可以方便获取其地理定位、轨道参数、图像属性、图像噪声等各种信息参数。文件中的基本元素以 B 树节点的方式存储在文件中，借用关系数据库的信息检索技术，允许对象分散灵活存储并能高速访问。

1.2.2　红外遥感图像介绍

红外图像是卫星遥感信息的重要载体媒介，研究红外图像的生成机理及其特点性质，对

卫星红外图像的处理与应用具有重要的实践意义。

1. 红外图像的生成机理

红外成像技术是红外热辐射转换为可见光的波长转换技术，使用场景本身温度不同部分的辐射和发射率的差别来获取图像的特征[13]，将红外图像转换为人眼可以识别的图像[14]。自然世界中的所有对象，只要温度高于绝对零度时，总是在不断地发射辐射[15]。通过收集并检测这些辐射，就能够形成一个图像[16]，这个图像与物体的温度分布相对应，反映了物体辐射发射率和温度不同部分的差异，体现了对象的特征，从而形成了红外热图像，即红外图像[17]。红外图像的生成过程如图 1-1 所示。

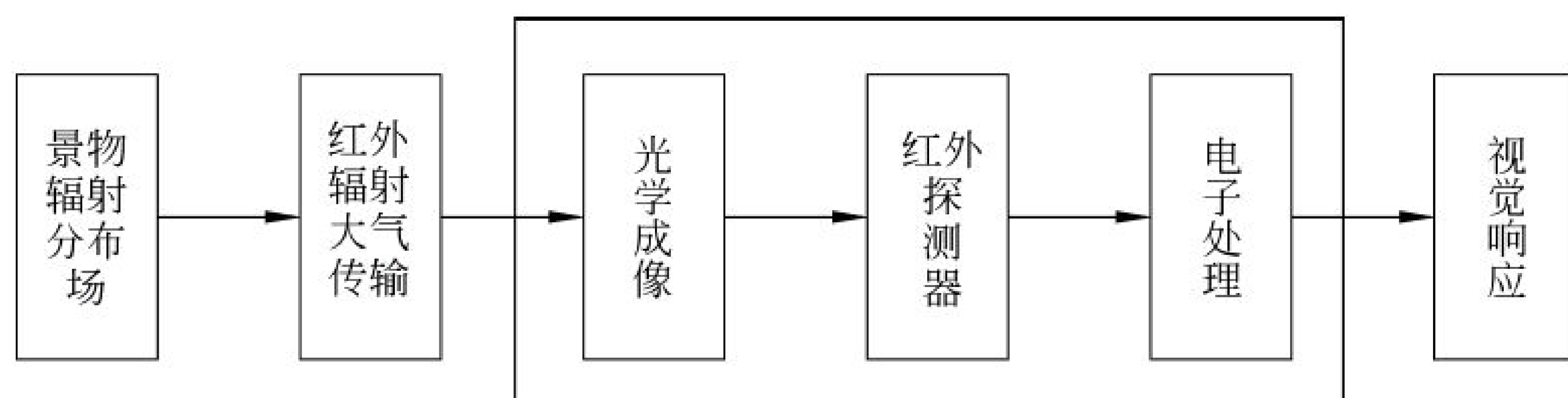


图 1-1　红外图像生成过程原理图

热成像系统借助光电转换功能，把人眼观察不到的红外图像转换成为人眼可识别的可见光图像。这种转换通过两个步骤来实现：

（1）借助光学系统将红外热辐射经红外探测器转换为电信号，这一信号的强弱可以反映红外辐射的强度。

（2）由电视成像系统进行处理，在监视器上将符合目标红外辐射强度分布的电子视频信号显示出来，完成了从电信号到可见光的转换，最终生成人眼可以观察到的红外图像。

2. 红外图像的特点与性质

1）红外图像的特点[18]

（1）红外图像中反映的目标与背景，其温度与发射功率都可以在图像的灰度分布中找到相应的对应关系。数字图像可以通过图像像素点的强弱抽取所需的基本信息。

（2）红外图像在成像过程中，受成像系统的物理特性及系统缺陷的影响，会产生噪声、畸变等情况，使生成的红外图像具有非均匀性[19]。

（3）红外图像生成的各个环节都处于外部噪声环境的随机干扰下，加之成像系统自身存在缺陷，使得生成的红外图像中的噪声分布更为复杂，造成了红外图像的信噪比低于一般的电视图像。

（4）红外图像需要借助二维数据处理的方法和随机信号分析的方法进行处理和分析，由此造成了红外图像处理时计算量、存储量巨大的特点。

（5）红外图像中场景的红外辐射能量会受到大气的散射和吸收影响，造成不同程度的能量损耗，使得红外图像的分辨率和对比度与可见光图像有着较大的差距。

（6）红外图像的边缘比较平滑，纹理信息很少，图像灰度方差变化非常小且灰度均值变化不大。

因为红外线的波长比无线电波短，比可见光长，所以红外图像的空间分辨率比雷达高、

比可见光低。由于成像器件本身受其自身物理特性、设计、安装缺陷，以及不可预测的外在环境干扰，都会对红外成像的效果产生影响[20]。所以，需要对图像进行适当的处理，以得到适合人眼观察或机器识别的图像，才能从红外图像中正确地识别、检测出目标。

2）红外图像的特征

红外图像的生成过程和可见光图像的生成过程存在很大差别[21]，图像的生成机理各异，导致红外图像的特征和可见光图像的特征也有很大不同，主要表现为以下几点：

（1）红外图像成像属于被动成像，它是根据目标的温度或者是辐射率存在的差别成像。可见光图像成像属于主动成像，它依据的是物体反射率存在的差别进行成像。

（2）红外图像的空间分辨率和可见光图像的空间分辨率存在差异。因为红外线的波长比可见光长，所以红外图像的空间分辨率比可见光图像低。

（3）对于一个相同的景物，红外和可见光图像的灰度差别很大。红外图像灰度层次没有可见光图像的那么分明。

（4）红外图像的纹理特征和可见光图像的差别较大。红外图像纹理特征很少，不能像可见光图像那样很好地反映物体表面的纹理信息。

（5）红外图像的边缘特征和可见光图像存在差异。红外图像边缘要比可见光图像的更加平滑，边缘结构也较为简单，而且，在同一个场景下，红外图像的边缘还存在着一定程度的缺失和偏移。

（6）红外图像中各像素点之间的相关性和可见光图像的差别较大。在相同场景的图像中，由于红外图像所包含的低频成分比例较大，所以各像素之间的相关长度比可见光的长。

正是因为红外和可见光图像之间存在着较大的特征差别，将直接影响对图像的互补特征分析与利用，特别是在图像区域匹配时要充分考虑这些区别。

1.2.3　Trie 树数据结构

Trie 树[22]数据结构的核心思想是以空间换时间，利用字符串的公共前缀来降低查询时间的开销，达到提高效率的目的。

Trie 树，即字典树，又称作单词查找树，是一种树形结构。Trie 树最典型的应用是对大量字符串进行排序，在各种搜索引擎系统中，它经常被用来进行文本词频的统计，它的优点是最大限度地减少无谓的字符串比较，主要有 3 个基本性质：

（1）它的根节点不包含任何字符，除了根节点以外，每个节点都只包含有一个字符。

（2）从根节点出发到任何一个节点，将其路径上经过的各节点即各字符连接起来，就是这个节点所对应的字符串。

（3）在整个 Trie 树结构中，每个节点的所有子节点中包含的字符都不相同。

Trie 树本质上是一棵存储多个字符串的树，相邻节点间的边代表一个字符，树的每条分支代表一个子串，而树的叶节点则代表完整的字符串，且相同的字符串前缀共享同一条分支。对于目标网格中的经纬度数组，每一位数字就是一个字符，一组经纬度数据就是一个完整的字符串。假设要查询的一个目标网格纬度值是 12.344 321，那么在全球海岸线数据集中，以“0、2、3、4、5、6、7、8、9”开头的就可以不必考虑了，而只要找以“1”开头的数组中是否存在 12.344 321 就可以了，同样，在以“1”开头的数组中，只要考虑以“2”作为第二个字符的，一次次缩小范围可

提高查询目标的速度。比如,有 12.324 765、12.344 321、12.344 356、22.565 633、48.560 633,这 5 个数组构建的树,如图 1-2 所示。

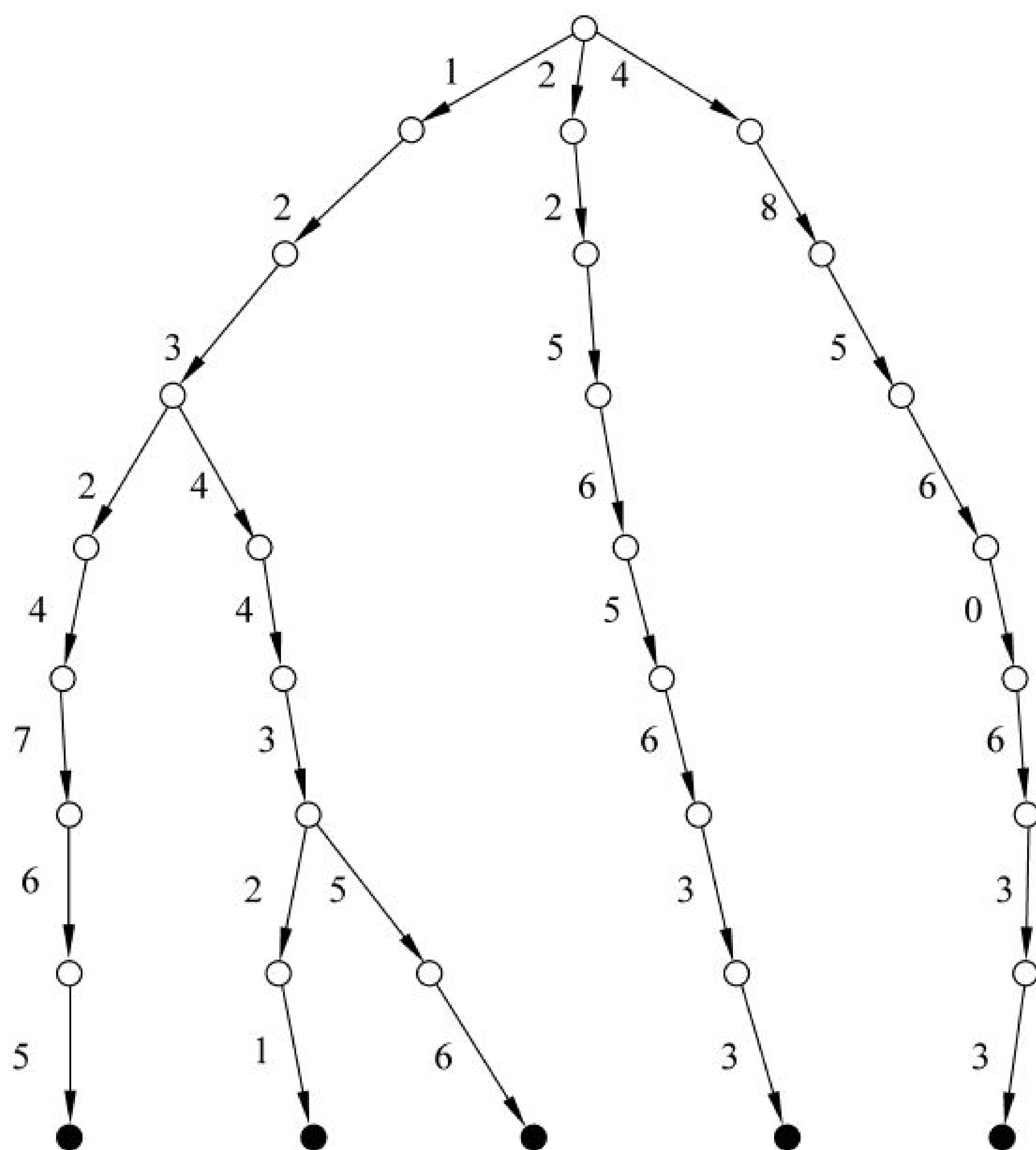


图 1-2 Trie 树结构图

从图 1-2 可以看到,每条边对应一个字符,每个节点都对应一项前缀,叶节点对应着最长的前缀,也就是纬度值本身。这样,每一组海岸线纬度数据点的查找,最多只需要查找 8 次就可完成,可大大提高查找速度,有效缩短海陆分界模板生成的时间。但该方法也存在一个明显的不足:按照 Trie 树结构的查找思想,越邻近的经纬度数组查找速度应该越快,但是,当遇到两个发生数量级变化的相邻数值时,如 999.9999 和 1000.0000、1999.9999 和 2000.0000 等,查找过程将重新开始,查找速度反而降低。

1.3 卫星遥感图像处理技术的国内外研究进展

1.3.1 卫星遥感图像边缘检测与提取研究进展

边缘这一概念主要是反映了局部图像或者区域图像在特征方面表现出来的差别,通过差别来反应图像信息的不连续性。“马赫带效应”指出:人们在观察事物中,总是在广度变化上出现部分加强的现象,也就是说在不同的范围内会对人的视角引起过量调整。图像灰度跳变和边缘特征之间总是以相对的关系存在。边缘检测具有十分重要的研究价值,因为其是处理和分析图像的基础。

1. 类型

图像的边缘存在以下几种类型:

(1) 斜坡边缘,是通过高度、斜角以及斜坡各方面的坐标来反映从较低灰度到较高灰度

特性的一种类型。只有当高度高于一定值的时候才有存在的可能；

(2) 阶跃型边缘,这一类型是指斜坡的倾斜角达到垂直的状态,也就是90°时,这时的边缘就是阶跃型；

(3) 屋顶型边缘,这一类型的主要特点是图像灰度值有一个高峰,在逐渐增加到最高值之后,就开始逐渐减小；

(4) 线性边缘,其特点是灰度值不断跳转。图像的采集与传输经常会受到噪声等外部环境的影响,因此为了提高图像边缘提取的准确率以及防干扰,需要从以下四个步骤完成。

2. 步骤

(1) 滤波：使用平滑滤波器来平滑图像,这将有利于降低噪声对其的影响,通常使用的平滑算法有均值滤波和中值滤波等。

(2) 增强：通过计算图像中灰度变化值,实现图像增强。通常使用的方法是通过梯度幅值突显出来,如常用的一阶和二阶微分算子。因为一阶或者二阶导数的边缘检测算法对噪声具有很高的敏感度,增强的过程中可能导致图像的边缘信息被平滑,因此在这个过程中就需要十分重视这一点。

(3) 检测：这一过程是通过检测来确定图像中边缘点,因为梯度幅值的计算并不能确定边缘点,梯度幅值的很多点都不是边缘点,因此需要通过检测将其中的边缘点挑选出来。

(4) 定位：即确定边缘位置,在确定边缘点之后,通过亚像素分辨率能够确定边缘的方向和位置。目前评价各种边缘检测方法的优劣大多是通过主观的估计来进行评价的。Pratt[23]在考虑了定位误差、有效边缘丢失和噪声三个方面的误差之后,提出了品质因数方法：

$$F=\frac{1}{\max\{N_I,N_A\}}\sum_{k=1}^{N_A}\frac{1}{1+\alpha d^2(k)} \tag{1-1}$$

其中,N_I和N_A是实际边缘数和通过检测得到的边缘数,用来表述边缘数之间的误差,$d(k)$表示两者之间的距离。α为一个常量,用于惩罚错误边缘,在这个公式中,将α的值假设为1/9,F的最优取值为1。这一品质数考虑了三个基本的误差,但是在使用的过程中又具有局限性,仅仅是在特定的情况下才能使用。通过随机噪声衡量边缘检测效果是一种比较常见的做法。学术界对边缘检测的评价给予了很大的关注,主要原因是目前还没有一个很好的方法来评价边缘检测的效果。

3. 算法

目前常用的检测算法主要有以下几个类型：

(1) 传统边缘检测算法。

这是一种实用性和操作性较好的检测算法,局部算子法是其主要的核心,最为常见的是微分算子,如Sobel算子、Robert算子、Prewitt算子、Laplace算子、Marr算子等。其中前三种是一阶微分算子,后两种算子是利用二阶求导的零交叉点来实现检测的,但是后两种算子对于噪声具有很高的敏感性,与高通滤波有一定的类似之处。

(2) 基于传统边缘检测算子的改进算法。

传统边缘检测算法作为一种常见的算法,具有很强的应用性,而学术界对其也进行了大量的研究,在传统边缘检测算法的基础上研究各种改进算法一直是研究的热点方向之一。

宋培华等[24]对 Prewitt 算子进行了一定的改善,在此基础上提出了具有更高性能的 Log——Prewitt 算子算法。这种方法是在传统 Prewitt 算子边缘检测方法中加入了对数处理,也就是在计算时先将像素进行对数函数处理,然后再进行计算,这一方法较传统 Prewitt 算子具有如抗干扰、速度快等优点,对于实用性较强的检测具有很好的作用。

王植、贺赛先等[25]提出了一种改进的 Canny 算子检测方法,在保持了传统 Canny 算子优良特性的同时,大大提升了其性能,在防噪声干扰和边缘细节信息的处理上有了很大的提高。Canny 自适应算法是通过图像的分割,根据分割之后每个图像的边缘梯度与整个图像边缘梯度的相关信息生成动态阈值[26]。

(3) 基于神经网络和遗传算法的边缘检测。

神经网络是通过问题模型的建立,从给定的样本中通过学习和训练建立此模型之后进行问题求解,但是这种方法的使用依然十分有限。神经网络和遗传算法的研究已经取得了一定的成果,但是存在网络训练量过大的问题,在进行检测计算的过程中把握网络结构和训练样本是其中的关键部分。夏哲雷[27]提出了一种基于神经网络图像边缘检测的方法,利用组合神经网络实现边缘的测算。主要是由组织竞争型神经网络和 BP 神经网络共同构成该方法中的神经网络组织[28]。这种方法通过信息压缩,结合遗传算法,能够有效地解决块状图像难以测量等问题。冯会真[29]对神经网络测算方法进行了改进,提出了一种新的计算方法。首先,根据灰度极值确定候选边缘像素,然后对提取出的边缘像素进行处理,通过与周围像素的二值模式确定样本集,根据样本集对神经网络进行训练。此方法中所用的神经网络采用 BP 网络,它采取权值随机扰动滚动训练的方法[30],对神经网络的训练具有较高的效率。总体而言,此方法具有较高的效率,且最终获得的边缘的封闭性较好。

(4) 基于小波变换和形态学的图像边缘检测算法。

小波变换的主要特点在于其具有较好的方向性和时频局域性,同时在计算的过程中从多个尺度进行全面的分析,是一种在边缘检测中具有很大优势的检测算法。这种算法在较大的尺度下,确保识别边缘定位的同时能够在很大程度上抑制噪声,而在尺度较小的情况下,能够实现对边缘的精准定位。在检测的过程中,小波基的选择比较灵活,这也是其主要的优点之一,不同的选择,其对检测算法的结果也会产生较大的影响。小波边缘检测算法对突变信号的检测具有很好的效果,成为目前普遍使用的一种检测方法之一。

Mallat 在 1992 年为了分析信号的奇异性,同时为了更好地进行图像边缘检测,提出了小波极大值算法,这种方法是目前图像边缘检测最好的工具之一。Keita Alpha 等[31]根据 Mallat 提出的极大值方法做了进一步的研究,提出了一种重构图像的新方法,进而在此基础上提出了多尺度重构和检测算法。通过小波模极大值的重构,能够较为准确地测算出图像的近似值。他们的实验结果表明图像近似值能够从小波模极大值点中重构,而视觉效果却不受影响。彭玉楼等[32]将数学形态学方法与小波方法结合提出了图像边缘检测法,此方法在进行图像边缘检测的过程中,首先将图像分为高频和低频两部分,然后对两个部分分别进行检测,低频边缘的处理用数学形态学的方法,之后融合高频图像的边缘。在此方法中,边缘定位精度和边缘细节的呈现均有较好的效果。

(5) 基于偏微分方程方法的图像边缘检测算法。

基于偏微分方程(Partial Differential Equations,PDE)的图像边缘检测方法[33]是近三十年发展起来的新兴领域,现已积累了丰富的研究成果,并显示出强大的生命力。一方面它得益于偏微分方程作为基础数学的一个重要分支,已经形成的理论体系和数值方法;另一方面得益于传统的图像处理技术的积累。基于 PDE 的图像分割方法有局域自适应性、全局优化特性和高度的灵活性的优点。

随着待解决问题复杂程度的提高,越来越多的高层知识被用于图像分割。这些高层知识主要是人们对于待分割目标的理解,然后将这些理解作为先验知识加入到图像边缘检测方法中,从而使检测方法具有一定的智能。其中由 Kass 等人提出的基于 PDE 的活动轮廓模型(Active Contour Model,ACM)方法[34]是较早将高层知识与图像的低层知识相结合来理解、处理图像的模型。该模型突破了计算机视觉理论 Marr 提出的单向、分层视觉模型[35]的限制,将基于图像本身的低层视觉属性(边缘、纹理、灰度、色彩等)和目标的先验知识(形状、亮度、色彩)以一种有机的方式结合起来,对分割问题进行约束。模型固有的光滑连续性可以弥补目标轮廓上的噪声、间隙及其他不规则,模型的参数表达给出了物体轮廓明确的解析描述,因此活动轮廓模型在图像处理领域具有独特的魅力。随着 Level Set 方法的提出,活动轮廓模型更是受到广泛关注[36]。基于 Level Set 活动轮廓模型的曲线演化,不再依靠曲线的参数,而主要与曲线的几何特性有关,从而避免了因曲线的形变需要不断调整参数的烦恼,并且能够处理演化曲线的拓扑改变。这种独特的优势,使得基于 Level Set 的几何活动轮廓模型在图像边缘检测及其他应用领域得到了广泛的研究及应用[37,38]。

1.3.2 卫星遥感图像校正技术研究进展

众所周知,由不同传感器获取的遥感图像与其自身集合特性相对应的一系列几何变形,包括与姿态、位置和速度等相关的因素,同时还与用户最终所选择的投影方式、影像覆盖地形等条件有关。多数遥感图像的几何校正以正射投影地图或图像为参考基准,实现地理坐标的正确关联和图像信息的有效恢复[39]。

遥感卫星导航系统中图像的匹配与校正主要是完成卫星图像导航的第二个环节,即计算地标的地理经纬度与实际标准地理经纬度之间的差异。其一般过程如图 1-3 所示,首先,抽取卫星图像原始图像信息,并选取相应区域内的地标,生成海陆分界模板;然后,利用生成的海陆分界模板与待匹配地标区域数据进行匹配,计算出地标的实际偏移量;最后,对地标的偏差进行修正并进行统计分析。其结果用于计算当前卫星的姿态偏差。

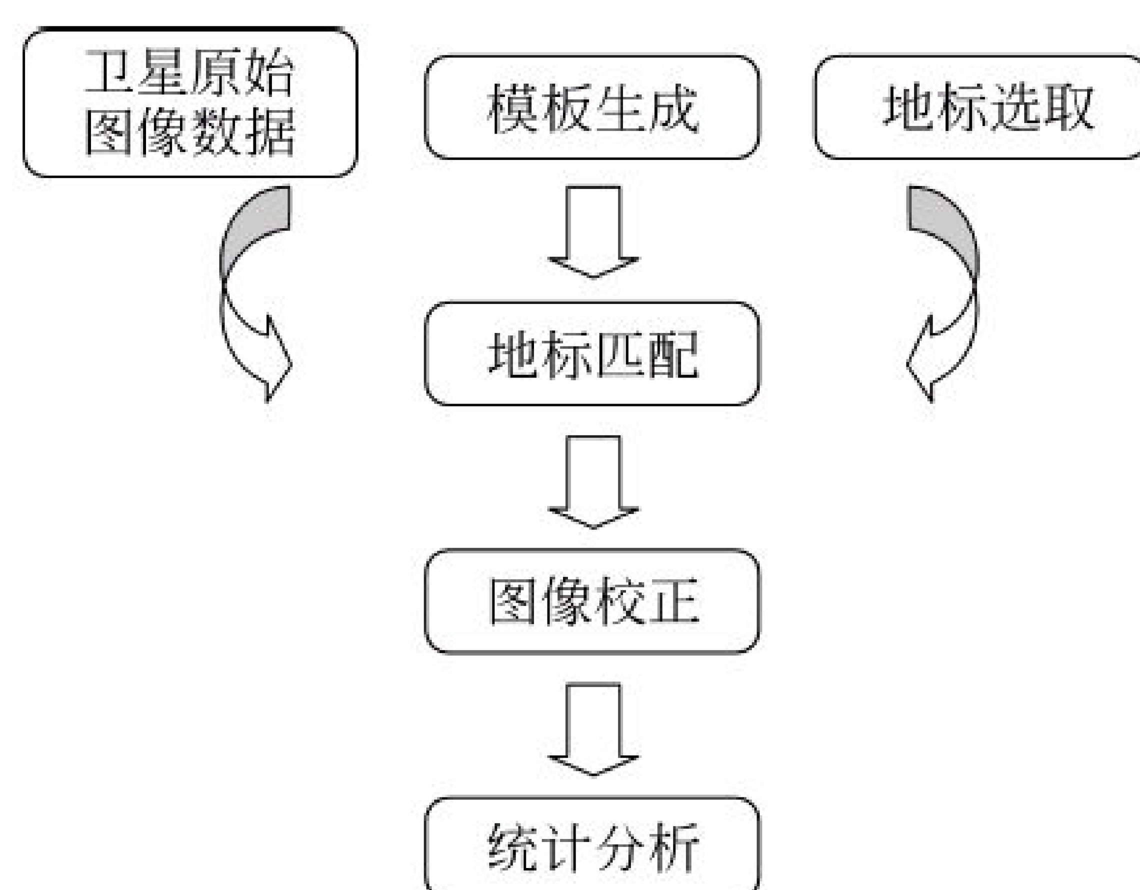


图 1-3　卫星导航图像匹配与校正过程图

在这一过程中,图像处理的目的和内容主要有以下几个方面:

(1) 对获取到的卫星遥感信号进行处理,恢复原始图像。

(2) 抽取原始图像信息,选择相应区域地标,生成海陆分界模板。

(3) 利用生成的海陆分界模板与待匹配地标区域数据进行匹配,计算出实际地标偏

移量。

(4) 对计算出的地标实际偏差进行修正。

(5) 对偏差结果进行统计分析。

根据传感器成像几何模型所反映的数学关系,通常将校正模型划分为严格成像几何校正模型和通用几何校正模型两大类。

严格成像几何校正模型依据不同传感器的成像几何关系而建立,与传感器的物理构造、成像方式及成像姿态信息紧密相关,不同的传感器有不同的成像模型。此类模型通常需要卫星轨道及传感器姿态、运动轨迹、位置等信息,这些成像参数是进行精确几何校正的关键。文献[40]给画幅式投影成像的共线方程加入卫星轨道约束条件,提出了一种基于卫星运行轨道约束的严格成像模型,之后该模型被 Fritsch、Poli、Gruen 等人深入研究并被应用于正射影像制作以及数字高程模型(DEM)提取等方面[41];文献[42]采用不同函数修正轨道和姿态参数,提出一种分时系统严格几何模型表示不同误差源引起的误差;针对 SPOT5 影像的卫星姿态参数存在误差的问题,文献[43]利用卫星姿态参数以及地面控制点坐标对视线向量进行修正量计算,并定义了一个变形误差判断是否需要轨道信息,使其适用于大多数线阵推扫卫星影像的校正;文献[44]根据共线和共面以及成像约束条件构成误差方程组对数据进行联合平差,并用该种方法对多种卫星影像进行实验,验证了方法的有效性;文献[45]将共线方程应用于北京一号小卫星影像的几何校正,取得了较好的效果;文献[46]将基于仿射变换的卫星影像严格几何处理模型进行改进,推导了像点与地面点的正反变换公式,通过 SPOT5 影像进行了实验验证;在星载光学图像的校正处理中,最有代表性的严格成像模型属共线方程,如画幅式中心投影方式和线阵推扫式中心投影方式都可用共线条件描述:“在传感器成像瞬间,地面点、传感器成像中心以及相应像点在一条直线上”,满足此严格成像几何关系即可用共线方程建立数学模型。对于动态扫描型成像传感器,每条扫描线的传感器姿态参数各不相同[47],且相邻时刻的参数之间有很强的相关性,通常假定成像传感器的外方位元素随时间线性变化,采用飞行时间为参数的线性函数来表达成像传感器姿态参数的变化规律。由于此变化规律只是一个近似表达,因此共线方程所反映的严格成像几何关系难以严格保持,对校正精度有一定影响。即便如此,严格成像几何校正模型因其较高的校正精度,在传感器姿态参数可获得的情况下一直为研究者们的首选模型[48,49,50]。

虽然严格几何模型的处理精度较高,但其需要完整的传感器及其他地理辅助信息,实际中取得如此大量的控制数据存在一定困难,比如美国 Spaceimaging 公司提供的 IKONOS 影像的卫星相关技术参数并未公开,无法建立严格的成像几何模型进行处理;再者,从应用的角度考虑,随着各种新型成像传感器的出现,用户需要不断将新的传感器成像模型添加到处理系统中,这给用户带来诸多不便。因此,一类不考虑传感器成像物理意义的通用几何校正模型被提出[51,52],其直接采用数学函数的形式描述地物点和相应像点间的几何关系。它的基本思想是:提取参考图像与失真图像中一些有突出特征的像素点,即控制点(CPs),然后搜索两幅图像中对应的控制点生成同名点对,最后利用对准的控制点对集合来拟合两幅图像之间的变换关系[53],通常采用最小二乘方法来计算映射函数的系数。

常见的通用几何模型有:多项式(Polynomial)、直接线性变换(Direct LinearTransformation,DLT)、仿射变换模型 (Affine Transformation)、有理函数模型(Rational Function Model,RFM)等。针对这些模型,国内外学者进行了大量研究。文献[54]对 SPOT 影像、IRS-1C 影像采用

直接线性变换模型进行了几何精校正;文献[55,56]利用仿射变换模型实现了同源、异源遥感图像的校正对准;文献[57]在分析图像失真特性的基础上提取图像间的不变特征点,利用投影变换模型实现了几何校正;文献[58]利用有理函数模型对影像进行校正,并分析了控制点数目及分布对校正精度的影响、对误差传递、正解与反解数学公式等内容进行了深入研究;文献[59]对现有有理函数参数的协方差矩阵进行误差传播和适应性分析,提出了一种严格的误差传播模型,实验结果表明了方法的有效性;文献[60]对 SPOT 影像和 IKONOS 影像进行了几何校正,并对各种几何校正模型的准确度予以分析和比较。从众多文献中可以得出这样的结论[61,62,63]:三次有理函数模型校正精度最高,但需要较多数量的控制点且计算量大、解算复杂;直接线性变换、自校验直接线性变换等模型对控制点的需求少,求解稳定且计算量小、准确度较高;一般多项式计算方便、求解稳定,能够针对多源遥感影像进行处理,在平坦地区能够取得较高的校正精度。一般多项式作为一种原理直观、解算简单的通用成像模型在校正处理中被广泛应用,常用的多项式模型有一般齐次多项式、勒让德正交多项式、切比雪夫正交多项式以及分块插值多项式等。采用多项式校正能够保证整幅图像经变换后总误差最小,但是不能保证局部的校正精度,与所采用控制点的数量、精度、分布以及实际地形都密切相关[64,65]。具体来说,控制点选取的位置精度越高,相应的校正精度就越高;控制点分布多的地域校正精度较高,而控制点分布少的地域校正精度较差,因此控制点的选取是多项式几何校正模型估计的重要环节[66]。传统的控制点选取方法是利用专用图像处理软件,在待校正图像上手动逐一确定特征明显的地貌位置,如角点、T 型交汇点、直线交叉点、高曲率点等。但手动选点过程受主观因素影响较大,且耗时耗力,限制了校正的处理效率。文献[67]提出了基于特征点的自动校正算法,首先用角点检测方法在参考图像中提取控制点,然后结合矩不变量描述角点区域,利用模板匹配法从失真图像中找对应点,实现了控制点的自动提取。因此,有必要研究特征点的自动检测与匹配技术。

1.3.3 卫星遥感图像配准技术研究进展

图像配准技术起源于 20 世纪 70 年代。美国在进行飞行器辅助导航和武器投射研究中提出并应用了该项技术。目前,该技术已经从军事领域扩展到遥感图像处理、医学图像分析、计算机视觉和模式识别等诸多其他领域。

图像配准是建立不同时段、不同传感器(成像器材)或不同天气与光照条件下获得的同一对象的两幅或多幅图像的对应关系,通过求取相互间的几何变换参数,进而校正图像的过程。在过去的几十年中,图像配准技术发展迅速。为了适应不同领域的实际应用需求,研究者在不断改进和优化传统方法的同时,还通过引入新的理论提出了许多新方法。2003 年,B. Zitova 和 J. Flusser 将已有的图像配准方法分为基于区域灰度(area-based)和基于图像特征(feature-based)两大类。

基于区域灰度的配准方法是早期图像配准中的常用方法。此类方法通常以整幅图像的灰度信息为基础,首先建立两幅图像之间的相似性度量函数,然后采用某种优化策略寻找使函数值最大或最小的几何变换参数。通常期望所建立的度量函数既便于优化,又能确保极值的单一性。常用方法有:序贯相似度检测法[69,70]、归一化互相关法[68-76]、傅里叶梅林变换法[77-80]、互信息法[81-84]等。

1972 年,Barnea 和 Silverman 提出了序贯相似性检测算法(Sequential Similarity,SS),

该方法用两幅图像对应灰度差的绝对值之和来表示它们之间的相似程度，并选取累加误差作为阈值，能很快抛弃不匹配的点。相比于一般的模板匹配法，该算法计算量更小、匹配速度更高。但是这类算法对图像畸变和灰度变化的适应能力较弱。

1976 年，Svedlow 等人[68]提出了交叉相关(Cross correlation，CC)相似性度量函数。该方法通过对比标准模板图像和搜索窗口之间的差值，来计算点对间的配准程度。交叉相关值(CC 值)最大时的搜索窗口位置决定了模板图像与待匹配图像之间的位置对应关系。因为 CC 值易于受灰度变化的影响，Rosenfeld 和 Kak[71]又提出了规一化的交叉相关相似性度量函数(Normalized cross correlation，NCC)。以上两种方法均要求两幅待配准图像之间的灰度成线性关系，如果两幅图像来自不同的传感器或者光照条件差异较大，配准效果将大大降低甚至会出现失配。饶俊飞[74]提出以改进的去均值归一化灰度相关方法(NNPROD)作为主要相似性度量的小波分层匹配方法，该方法对于噪声、较小的灰度失真和几何失真具有一定的适应性。针对几何变形较大的图像，文献[75]提出了网格匹配法。

1994 年，Chen 等人[76]提出了一种基于傅里叶——梅林变换(Fourier-Mellin Transformation，FMT)的图像配准方法。该方法利用对数——极坐标变换和互功率谱，对具有平移、旋转和缩放变换的图像都能实现配准，通过计算待配准图像和参考图像的互功率谱并且寻找其反变换尖峰的位置，从而找到图像的平移量。该方法的计算速度和图像抗频域噪声影响的性能优于相关方法。但由于频谱混叠等噪声及误差的存在，不能保证变化后得到的相关值分布形式是一个标准的二维脉冲函数。熊文真等人[77]在此基础上引入带核函数的加权距离公式，先用小波变换在频域中提取出稳定的特征点形成特征向量；然后利用核函数对特征向量进行修正，使之形成标准的二维脉冲函数，以便计算出正确的匹配参数，从而达到两幅图像的配准。高炳像等人[78]将 FMT 方法用于红外图像配准，仿真了存在旋转且功率谱是单峰的情况。李晓明等人[79]从全景图像拼接与图像曲线匹配两个方面拓展了基于 FMT 的图像配准方法的应用范围。

1995 年，Voila[80]将互信息(Mutual Information，MI)应用于图像配准领域。本质上讲，互信息是两个变量间统计相关性的测度，即 A 变量中包含的 B 变量中的信息的多少。当两幅图像的空间位置完全一致时，其互信息量达到最大值。由于这种方法不用对图像进行任何分割或预处理，而且能有效处理多源图像的配准问题，因此在医学图像配准和遥感图像配准领域应用广泛。Yamamura 等人[81]采用最大互信息实现了医学 CT 图像和 MR 图像的配准。由于互信息是基于灰度的互信息，该方法也存在对灰度特性敏感、计算量大等缺点。为此，研究者针对上述问题提出了一些改进方法，Kern 等人[82]证明了采用多分辨率策略有益于高分辨率图像的配准，能够提高运算速度，同时不影响配准的精度和鲁棒性。钟家强等人[83]提出一种基于互信息的改进配准方法，把梯度信息引入到相似性度量函数中，实现了多时相遥感图像的配准；施颖琦等人[84]设计了一种基于互信息的多步优化配准方法，提高了配准精度。

由于相似性度量大都利用图像的全局灰度信息，因此这类方法对图像间的灰度变化比较敏感。受光学响应特性影响，来自不同传感器的图像的灰度属性可能相差较大，因此这类方法并不适用于异源图像的配准。另外，这类方法对于高分辨率大尺度的图像进行配准时，相似性度量的计算量很大，参数优化过程也十分耗时，处理速度通常很慢，不适合于图像间的实时配准。

基于特征的图像配准算法在自动配准中的应用广泛，是图像配准的主流方法。这类方法的核心是：根据不同的图像数据，选择不同的特征和基于该特征的匹配策略。这两步基本决定了最后配准效果的优劣。这类方法不直接使用图像的灰度信息，而是先提取出图像中典型、共有、不变的几何特征，依据图像特征之间的匹配关系，建立适当的几何变换模型，利用求出的模型参数，完成图像的自动配准。常用的几何特征有：点特征（包括角点、中心点、拐点等）[85-111]、线特征（包括直线段、边缘轮廓等）[112-116]和区域特征。

点特征是一种最简单的图像特征，从广义上来说，特征点是指具有某种特征的局部区域的位置标识。基于特征点的配准方法应用范围很广，核心是建立两幅图像的相应点之间的对应关系。常用的特征点检测算法包括 Morave 算法、Forstner 算法[85]、Harris 算法[86-91]、SUSAN 算法[92-100]、Trajkovic 算法、SIFT/SURF 算法[101-116]等。

1988 年，Harris 和 Stephens 提出了 Harris 算子[86]，该方法是基于图像像素灰度值变化梯度的一种角点检测方法。但该算法存在对噪声敏感、尺度单一以及可调窗口大小不易控制等缺点。针对上述缺点和不足，Lindeberg 等人[87]引入自动尺度选择的概念，使得 Harris 算法可以在不同尺度上进行特征点的检测。李博等人[89]利用小波多分辨率分析的思想，构造了具有尺度变换特性的自相关矩阵，提出了一种新的具有多尺度特性 Harris 算法。

1997 年，Smith 和 Brady 提出了一种 SUSAN（Smallest Univalüe Segment Assimilating Nucleus）角点检测算法[91]。该方法在以某像素为中心的圆形模板区域中，寻找与该像素有相似灰度且大于某一阈值的极值点作为角点。目前国内在这方面的研究主要是对已有算法进行改进。张坤华等人[93]提出一种利用图像局部灰度特征和边界点特征相结合的角点检测方法，提高了抗噪能力和检测精度。杨莉等人[96]提出了快速自适应的 RSUSAN（Redefined SUSAN）角点检测算法，重新定义了 USAN 区域的计算方法，并增加了自适应平滑滤波，提高了处理速度和检测精度。刘博等人[97]提出了一种自适应阈值的 SUSAN 改进方法，在每个像素的模板中单独计算阈值，提高了角点提取的正确率。吕海霞等人[98]提出了一种改进的 SUSAN 算法，利用角点附近像素点的灰度纹理特性来进行角点提取。

1999 年，Lowe[99,100]吸取了许多基于不变量技术的特征检测方法的思想，提出了一种尺度不变特征变换（Scale Invariant Feature Transform，SIFT）算法，该算法建立了一种基于尺度空间的、对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的图像局部特征描述算子。2004 年，Y. Ke[101]将其描述子部分用 PCA 代替直方图的方式，减少了描述子的维数，降低了算法的复杂度。2006 年，Bay 等人[102]提出了 SURF（Speeded Up Robust Feature，SURF）算法，其基本思想与 SIFT 类似，但计算速度明显提高。SURF 算法被认为是 SIFT 算法的加速版。其后，国内外众多学者在应用中对 SIFT/SURF 算法进行了研究和改进。Tuo 等人[103]在利用图像序列拼接全景图时，简化 SIFT 特征描述子，提高了图像配准的速度。Yi 等人[104]将 SIFT 特征点梯度方向的取值范围映射到[0～180°]之间，实现了对可见光和近红外影像进行了配准。Liu 等人[105]提出了 RANSAC 与 SURF 相结合的配准算法 R-SURF。陈艺虾等人[106]利用 R-SURF 方法实现了卫星遥感图像的配准。杨海燕等人[108]提出了一种 SURF 算法和 SC-RANSAC 算法相结合图像配准方法，该方法的速度优于 R-SURF 方法。

线特征是一幅图像中最基本且不易发生变化的特征，还能有效消除图像几何畸变对配准产生的影响。由于边缘检测算法比较成熟且处理速度快，因此，边缘特征成为图像配准中

最常用的一类特征。但是边缘特征也有一定缺点,在提取过程中容易出现不连续、不完整等现象,不利于后续的图像配准处理。线特征的提取一般分为以下两步:首先采用某种检测算法提取出图像中明显的线段;然后利用某种限制条件筛选出满足条件的线段作为线特征。对提取出的线特征进行匹配,一般是利用 Hausdroff 距离来完成的。

赵训坡等人[113]提出了一种基于证据积累思想的图像曲线配准方法,利用曲线首尾点的直线距离作为主要匹配标准,在传统 Hausdroff 距离计算中引入高斯概率统计模型来评价两条曲线的匹配程度,实现了图像中提取的一条较短曲线(局部)与一条参考曲线的配准。

周锋飞等人[114]提出了一种基于边缘轮廓的异源图像配准算法,先利用 Canny 算子检测图像的边缘,然后根据边缘上像素点的位置夹角相似性实现红外与可见光图像的配准。

Shark 等人[115]提出了一种基于边缘上直线段的快速配准算法,该算法利用 Hough 算法提取边缘上的直线段,然后利用部分 Hausdorff 距离对直线段进行配准。

陈洁等人[116]提出了一种基于边缘轮廓的可见光与红外图像配准方法,先提取图像的明显轮廓,然后利用部分 Hausdorff 距离对图像轮廓进行匹配,最后用轮廓对的面积和质心作为几何变换参数对图像进行配准。

气象卫星遥感图像的配准应用中,单纯运用现有配准方法,往往会出现配准精度不高甚至配准失效的问题,因此需要结合应用需求,提出新算法或对现有算法进行改进。

1.3.4 卫星遥感图像融合技术研究进展

图像融合是将不同传感器的多幅图像的优势信息进行有机结合,生成一幅质量更高、信息更加丰富全面的新图像的过程。它是当前图像处理领域的又一研究热点。目前,该技术已广泛应用于遥感图像、医学图像、计算机视觉和气象预报等领域。

图像融合可以分为像素层融合、特征层融合和决策层融合三层。

像素层融合建立在精确配准的基础上,是直接对异源多幅图像进行对应像素之间信息的合成。融合过程可以分为预处理(滤波和配准)、变换(图像分解)、综合和反变换(重构)四步。这种方法主要优点在于能够保持尽可能多的细节信息,提高了图像的可用性,方便了人工观测和特征检测。变换阶段主要的方法有 IHS 变换法[117]、Brovey 变换法[118]、主分量分析(Principal Component Analysis,PCA)法[119]、高通滤波器(High Pass Filter,HPF)法、拉普拉斯塔形分解方法[120]和小波变换方法等。

特征层融合对不同传感器的信息进行特征提取、特征关联,在此基础上实现对目标的跟踪和识别。特征级融合的优点在于实现了极大的信息压缩,有利于实时计算处理。主要方法有 Bayes 推理法[121]、D-S 证据推理法[122]、信息熵法、聚类分析法、神经网络(Neural Network,NN)法等。

决策级融合是在各传感器已完成独立判决的基础上进行的。通过模拟人的思维过程,将独立决策结果进行关联组合,增加了决策的智能化和可靠性。决策级融合的主要优点是通信及传输要求低、容错性高、数据要求低、分析能力强。主要方法有 Bayes 推理法、神经网络法、模糊集理论法、D-S 证据推理法等。目前,基于多分辨分析的方法在像素层融合中应用比较广泛。

不同层次的融合方法具有不同的作用、优点及其限制条件。像素层融合作为高层次融合的基础,一直是研究的重点。

随着小波理论及其应用的不断发展,基于小波变换的图像融合方法应运而生。小波变换是图像的多尺度、多分辨率分解,可被看作是金字塔分解的一种特殊形式。目前图像融合中采用的小波变换主要有两种：Mallat 算法(经典离散小波变换)和 Trous 算法(冗余离散小波变换)。

1989 年,Mallat[123]提出了一种小波多分辨率分解与重构的快速算法。之后,许多研究者在此基础上提出了许多具有实用性小波融合算法。

1993 年,Ranchin 等[124]首次利用离散小波变换进行遥感图像融合。随后,Li 等[125]利用小波变换方法,结合局部区域选择规则和一致性检验准则完成了图像融合。几乎同时,Chipman 等[126]也提出了基于离散小波变换的图像融合算法。

1995 年,Yocky[127]利用离散小波变换(Discrete Wavelet Transform,DWT)完成对两幅待融合图像的分解后,直接用高分辨率图像的小波系数代替低分辨率图像的小波系数,小波逆变换后得到融合图像。该方法简单易行,适用于分辨率相差较大、特性相近的图像的融合。

1996 年,Aloisi[128]提出了一种基于 ARSIS 概念的小波融合方法,实现了低分辨率 SPOT 卫星多光谱图像和高分辨率全色航空图像的融合。先用 DWT 分解两幅图像,然后利用神经网络估算出用于增强多光谱图像的高分辨率小波系数。1999 年,Nùňez 等[129]采用 Trous 小波变换与 IHS 变换相结合的方法对高分辨率的全色图像和低分辨率的多光谱图像进行了融合。Trous 小波变换不对图像进行抽样和差值,因此不降低图像细节信息(如边缘、纹理)的空间连续性。但由于 Trous 小波变换不是正交小波变换,所以很难做到完全重构。

因此,许多研究者利用正交冗余小波变换进行图像融合,如 Chibani、Ranchin、Sveinsson、Aiazzi 等人[130-135]。这样,既易于实现图像的完全重构,又不损失融合图像的边缘信息。

近年,国内对于多源遥感图像的融合算法也取得了一定的成果。成云霞等人[136]利用局部方差最大化的融合规则来定义融合图像的小波系数,从而得到较好的融合效果;燕文浩等人[137]提出了将 Canny 边缘检测算子等价于提取图像的小波变换模极大值点这一思想,改善了边缘细节的准确度,提高了图像的分辨率,使得融合后的图像更符合人的视觉特性。Zheng 等人[138]提出了一种基于最小二乘支持向量机的多光谱图像融合方法,在远程遥感图像的融合方面具有明显优势。

气象卫星遥感图像具有数据量大、多源多通道等特点,其处理应用往往有特定需求;因此,有必要结合这些特点与需求,对图像融合方法进行深入研究,以期得到更好的处理效果。

参考文献

[1]　赵忠明,孟瑜,汪乘义等编著. 遥感图像处理[M]. 北京：科学出版社,2014.

[2]　肖鹏峰,冯学智等著. 高分辨率遥感图像分割与信息提取[M]. 北京：科学出版社,2012.

[3]　王晓海. 气象卫星应用现状及其发展趋势[J]. 数字通信世界,2006,09：26-29.

[4]　龚志成,裴继红,谢维信. 多光谱遥感卫星图像的精确配准方法研究[J]. 信号处理,2013,29(10)：1388-1406.

[5] 郭陆军，郭枫. 覆盖我国的气象卫星系统及其应用[J]. 国际太空，1999，09：9-13.

[6] L. N. Hambrick，D. R. Phillips. Earth Locating Image Data of Spin Stabilized Geosynchronous Satellites. NOAA Technical Memorandum NESS III，No. 49 National Earth Satellite Service / NOAA，Sliver Spring，(Washington DC)，North America. 1980.

[7] Bruce Gibbs. GOES Image Navigation and Registration. Sat Magazine，2008，04：21-23.

[8] Holly Offerman Newcomb，Renee Pirhalla，Chetan Sayal，et al. First GOES-13 Image Navigation & Registration Tests Confirm Improved Performance. SpaceOps 2008 Conference AIAA 2008-3464，2008.

[9] 方宗义，许健民，赵凤生. 中国气象卫星和卫星气象研究的回顾和发展[J]. 气象学报，2004，62(5)：550-560.

[10] 岳涛. 中国航天光学遥感技术成就与展望. 航天返回与遥感，2008，03：10-18.

[11] 刘玉光著. 卫星海洋学[M]. 北京：高等教育出版社，2009.

[12] 许建民，郭强，陆其峰等. 风云气象卫星数据处理算法的若干创新[J]. 气象学报，2014，72(5)：1023-1038.

[13] 赵岩. 红外焦平面阵列非均匀校正算法研究[D]. 长沙：国防科技大学，2007.

[14] 蔡毅，汤锦亚. 对红外热成像技术发展的几点看法[J]. 红外技术，2000，20：2-6.

[15] 高玉瑞. 红外图像增强技术研究[D]. 青岛：青岛理工大学，2010.

[16] 朱建. 红外图像校正及处理算法研究[M]. 上海：上海交通大学出版社，2007.

[17] H. Greenspan，C. H. Anderson，S. Akber，Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequency space. IEEE Trans. Image Process，2000，9(6)：1035-1048.

[18] 畅博. 红外图像增强和目标检测跟踪技术研究[D]. 成都：电子科技大学，2006.

[19] Ko Sung Jea，Lee Yong Hoon. Center weighted median filters and their applications to image enhancement. IEEE Transaction on Circuits and Systems，1991，38(8)：984-993.

[20] 葛小青. 红外与可见光图像融合的研究[D]. 重庆：重庆大学，2010.

[21] 邹洪. 基于 Windows 平台的红外与可见光图像匹配技术研究[D]. 广州：华南理工大学，2011.

[22] 廖敏，褚颖娜，宋继华. 双数组 Trie 树索引的可操作性研究[J]. 计算机系统应用，2009(10)：53-57.

[23] W. K. Pratt. Digital Image Processing. Fourth Edition. New York，USA：John Wiley & Sons，Inc.，Publication. 2006.

[24] 宋培华，陆宗骐，高敦岳. 基于 Log-Prewitt 算子的边缘检测算法[J]. 小型微型计算机系统，2002，23(11)：1401-1402.

[25] 王植，贺赛先. 一种基于 Canny 理论的自适应边缘检测算法[J]. 中国图像图形学报，2004，9(8)：957-962.

[26] D. Demigny，T. Kamle. A discrete expression of canny's criteria for step edge detector performances evaluation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，1991，19(6)：1199-1211.

[27] 夏哲雷. 一种基于神经网络图像边缘检测的方法[J]. 量子电子学报，2001，18(15)：408-410.

[28] 张宝金. 提高 BP 网络性能的一种方法[J]. 东北大学学报，1999，20(4)：108-110.

[29] 冯会真，夏哲雷，林志一. 基于神经网络的图像边缘检测方法[J]. 中国计量学院学报，2006，17(4)：289-291.

[30] 段瑞玲，李庆祥，李玉和. 图像边缘检测方法研究综述[J]. 光学技术，2005，31(3)：415-419.

[31] Keita Alpha，彭嘉雄. 小波多尺度方法用于边缘检测[J]. 华中科技大学学报，2001，29(5)：74-76.

[32] 彭玉楼，傅明. 综合小波和数学形态学的图像边缘检测[J]. 长沙交通学院学报，2004，20(4)：26-29.

[33] 张亶，陈刚．基于偏微分方程的图像处理[M]．北京：高等教育出版社，2004．

[34] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulous. Snakes: Active Contour Models. Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision. London: IEEE Computer Society Press. 1987: 259-268.

[35] D. Marr. Vision: a computational investigation into the human representation and processing of visual information. San Francisco W. H. Freeman, 1982.

[36] J. A. Sethian, Level set methods and fast marching methods: Evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics. Computer Vision and Materials Sciences. Cambridge University Press, 2nd edition, 1999.

[37] S. Osher, Nikos Paragios. Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics. Springer-Verlag New York, Inc, 2003.

[38] Richard Tsai, S. Osher, Level set methods and their applications in image science. Comm. Math Science, 2003, 1(4): 623-656.

[39] Yang G, Stwart C, Sofka M, et al. Registration of challenging image pairs: initialization, estimation, and decision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2008, 29(11): 1973-1989.

[40] Kratky V. On-Line Aspects of Stereophotogrammertic Processing of SPOT Images [J]. Photogrammetric Eng. &Remote Sensing, 1989, 55(3): 311-316.

[41] Fritsch D, Stallmann D. Rigorous Photogrammetric Processing of High Resolution Satellite Imagery [C]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Amsterdam, 2000, 33(7): 313-321.

[42] Deng F, Sheng M, Qian N, et al. TSS Strict Sensor Model and Its Stable Solution[C]. 2010 Second IITA International Conference on Geoscience and Remote sensing, Beijing, 2010: 459-462.

[43] Hyung S J, Joong S W. Formulation of distortion error for the line of sight (LOS) vector adjustment model and its role in restitution of SPOT imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(6): 610-620.

[44] Toutin T. Generation of DSMs from SPOT 5 in track HRS and across track HRG stereo data using spatiotriangulation and autocalibration[J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 60 (3): 170-181.

[45] 彭泽，刘定生．北京一号小卫星几何纠正方法与试验[J]．遥感应用，2008(1)：74-77．

[46] 袁修孝，曹金山，姚娜．顾及扫描侧视角变化的高分辨率卫星遥感影像严格几何模型[J]．测绘学报，2009，38(2)：120-124．

[47] Poli D. Modelling of spaceborne linear array sensors[D]. Swiss Federal: Institute of Technology for the degree of Ph. D of Technical Sciences, 2005.

[48] Wei W, Tong X H, Feng X, et al. Geometric Correction of OMIS Image Based on POS Data [J]. Remote Sensing Information, 2010, 1: 89-94.

[49] Zhang H, Zhang B, Wei Z. Fast Rectifying Hyperspectral Image Based on POS System [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2009, 1: 14-17.

[50] 潘励，何潇．环境减灾卫星 CCD 影像精纠正方法研究[J]．武汉大学学报信息科学版，2013，38(6)：631-636．

[51] Tong X, Liu S, Weng Q. Geometric Processing of QuickBird Stereo Imageries for Urban Land Use Mapping: A Case Study in Shanghai, China[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2009, 2(2): 61-66.

[52] Tong X, Liu S, Weng Q. Bias corrected rational polynomial coefficients for high accuracy geo positioning of QuickBird stereo imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010,65(2): 218-226.

[53] Li B,Wang W,Ye H. Multi-sensor image registration based on algebraic projective invariants[J]. Optics express,2013,21(8): 9824-9838.

[54] El-Manadili Y,Novak K. Precision rectification of spot imagery using the direct linear transformation model[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,1996,62(1): 67-72.

[55] Cao S,Jiang J,Zhang G,et al. An edge-based scale-and affine-invariant algorithm for remote sensing image registration[J]. International Journal of Remote Sensing,2013,34(7): 2301-2326.

[56] Fan B,Huo C,Pan C,et al. Registration of optical and SAR satellite images by exploring the spatial relationship of the improved SIFT[J]. 2013: 1-5.

[57] Cai G,Jodoin M,Li S,et al. Perspective-SIFT: An efficient tool for low-altitude remote sensing image registration[J]. Signal Processing,2013.

[58] Tao C V, Hu Y. A comprehensive study of the rational function model for photogrammetric processing[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing,2001,67(12): 1347-1357.

[59] Puatanachokchai C,Mikhail E. M. Adjustability and error propagation for true replacement sensor models[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2008,63(3): 352-364.

[60] 朱述龙,史文中,张艳等.线阵推扫式影像近似几何校正算法的精度比较[J].遥感学报,2004,8(3): 220-226.

[61] Zhang L,Zhang J X,Chen X Y,et al. Block-Adjustment with SPOT5 Imagery and Sparse GCPs Based on RFM [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2009,38(4): 302-310.

[62] Zhang G, Li F, Jiang W, et al. Study of Three-dimensional Geometric Model and Orientation Algorithms for Systemic Geometric Correction Product of Push-broom Optical Satellite Image[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2010,39(1): 35-38.

[63] Zhou Q,Jiao W,Long T. Solution to the rational function model based on the Levenberg-Marquardt algorithm[C]. 2012 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery,2012, 10: 2795-2799.

[64] Cao S,Zhu X,Pan Y,Yu Q. A Stable Land Cover Patches Method for Automatic Registration of Multitemporal Remote Sensing Images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2013,6(3): 1-11.

[65] 张祖勋,张剑清.数字摄影测量学[M]. 武汉: 武汉大学出版社,2002: 103-106.

[66] 张永生,巩丹超等.高分辨率遥感卫星应用——成像模型、处理算法及应用技术[M]. 北京: 科学出版社,2004,96-98.

[67] Bentoutou Y,Taleb N,Kpalma K. An automatic image registration for applications in remote sensing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2005,43(9): 2127-2137.

[68] SVEDLOW M,MCGILLEM C D,ANUTA P E. Experimental examination of similarity measures and preprocessing methods used for image registration [C]. LARS Symposia. Piscataway,NJ: IEEE Press,1976: 4A-9-4A-17.

[69] BARNEA D I,SILVERMAN H F. A class of algorithms for fast digital image registration[J]. IEEE Transactions on Computers,1972,100(2): 179-186.

[70] 董旭. 基于序贯相似性检测法的景象匹配算法研究[C]. 仿真计算机与软件、仿真方法与建模学术交流会论文集. 北京: 中国系统仿真学会,2004.

[71] ROSENFELD A,KAK A C. Digital Picture Processing [M]. Orlando,FL: Academic Press,1982.

[72] SIMPER A. Correcting general band-to-band misregistrations[C]. Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'96). Piscataway,NJ: IEEE Press,1996,2: 597-600.

[73] BERTHILSSON R. Affine correlation[C]. Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'98). Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1998, 2: 1458-1460.

[74] 饶俊飞. 基于灰度的图像匹配方法研究[D]. 武汉：武汉理工大学,2005.

[75] HAN X,YAN L,ZHAO H. An approach of fast image mosaic based on binary region segmentation [C]. Proceedings of SPIE: the 27th International Congress on High-Speed Photography and Photonics. Bellingham,WA: SPIE Press,2007,6279: 57-62.

[76] CHEN Q,DEFRISE M,DECONINCK F. Symmetric phase-only matched filtering of Fourier-Mellin transforms for image registration and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1994,16(12): 1156-1168.

[77] 熊文真,蔡光程,张宏举. 改进的 Fourier-Mellin 描述子在图像匹配中的应用[J]. 计算机工程与科学,2011,33(2): 124-128.

[78] 高炳像,刘俊. 基于 Fourier-Mellin 变换的红外图像配准[J]. 杭州电子科技大学学报,2011,31(4): 185-187.

[79] 李晓明,赵训坡,郑链. 基于 Fourier-Mellin 变换的图像配准方法及应用拓展[J]. 计算机学报,2006,29(3): 466-472.

[80] VIOLA P A. Alignment by maximization of mutual information[D]. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology,1995.

[81] YAMAMURA Y,KIM H,YAMAMOTO A. A method for image registration by maximization of mutual information [C]. SICE-ICASE International Joint Conference 2006. Piscataway, NJ: IEEE Press,2006: 1469-1472.

[82] KERN J P, PATTICHIS M S. Robust multispectral image registration using mutual-information models[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2007,45(5): 1494-1505.

[83] 钟家强,王润生. 基于互信息相似性度量的多时相遥感图像配准[J]. 宇航学报,2006,27(4): 690-694.

[84] 施颖琦,顾力栩. 基于互信息多步骤优化的医学图像配准[J]. 计算机工程,2006,32(22): 187-188.

[85] 张莉,汪大明. Forstner 算子及其改进 [J]. 北京工业职业技术学院学报,2007,6(3): 17-18.

[86] HARRIS C,STEPHENS M. A combined corner and edge detector[C]. Proceedings of the 4th Alley Vision Conference. London,UK: BMVA,1988: 147-151.

[87] LINDEBERG T. Feature detection with automatic scale selection[J]. International journal of computer vision,1998,30(2): 79-116.

[88] 王阿妮,马彩文,刘爽等. 基于角点的红外与可见光图像自动配准方法[J]. 光子学报,2009,38(12): 3328-3332.

[89] 李博,杨丹,张小洪. 基于 Harris 多尺度角点检测的图像配准新算法[J]. 计算机工程与应用,2006,42(35): 37-40.

[90] 窦建方,李建勋. 基于角点和 Hu 矩不变量的可见光和红外图像自动配准方法[J]. 红外,2011,32(7): 23-27.

[91] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN—A new approach to low level image processing[J]. International journal of computer vision,1997,23(1): 45-78.

[92] 王建琦,邓雁萍,李介谷. 一种改进的角点提取方法[J]. 上海交通大学学报,2000,34(7): 913-916.

[93] 张坤华，王敬儒，张启衡. 多特征复合的角点提取方法 [J]. 中国图象图形学报，2002，7(4)：319-324.
[94] 周鹏，谭勇，徐守时. 基于角点检测图像配准的一种新算法 [J]. 中国科学技术大学学报，2002，32(4)：455-461.
[95] 张迁，刘政凯，庞彦伟等. 基于 SUSAN 算法的航空影像的自动配准 [J]. 测绘学报，2003，32(3)：245-250.
[96] 杨莉，张弘，李玉山. 一种快速自适应 RSUSAN 角点检测算法 [J]. 计算机科学，2004，31(5)：198-200.
[97] 刘博，仲思东. 一种基于自适应阈值的 SUSAN 角点提取方法 [J]. 红外技术，2006，28(6)：331-333.
[98] 吕海霞，陈红林. 改进的 SUSAN 角点提取算法 [J]. 电光与控制，2008，15(3)：45-48.
[99] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]. Proceedings of 1999 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'99). Piscataway，NJ：IEEE Press，1999，2：1150-1157.
[100] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International journal of computer vision，2004，60(2)：91-110.
[101] KE Y，SUKTHANKAR R. PCA-SIFT：A more distinctive representation for local image descriptors [C]. Proceedings of 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway，NJ：IEEE Press，2004，2：506-513.
[102] BAY H，TUYTELAARS T，VAN GOOL L. Surf：Speeded up robust features [C]. Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin，German：Springer，2006，Part I：404-417.
[103] TUO H，JING Z，ZHANG T. Aerial sequence image mosaic using reduced sift descriptors [C]. Proceedings of SPIE：MIPPR 2007：Automatic Target Recognition and Image Analysis；and Multispectral Image Acquisition. Bellingham，WA：SPIE Press，2007，6786：2V-1-2V-9.
[104] YI Z，ZHIGUO C，YANG X. Multi-spectral remote image registration based on SIFT [J]. Electronics Letters，2008，44(2)：107-108.
[105] LIU R，WANG Y. SAR image matching based on speeded up robust feature [C]. Proceedings of 2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems (GCIS'09). Los Alamitos，CA：IEEE Computer Society Press，2009，4：518-522.
[106] 陈艺虾，孙权森，徐焕宇等. SURF 算法和 RANSAC 算法相结合的遥感图像匹配方法 [J]. 计算机科学与探索，2012，6(9)：822-828.
[107] 索效荣，齐苑辰. 基于 SIFT 算法的无人机航空遥感影像匹配 [J]. 测绘科学，2012，37(1)：89-91.
[108] 杨海燕，罗文超，刘国栋. 基于 SURF 算法和 SC-RANSAC 算法的图像配准 [J]. 计算机应用研究，2013，30(5)：1586-1588.
[109] 吴翰书，余旭初，张鹏强，等. 基于 SURF 改进算法的红外序列影像快速配准的方法研究 [J]. 测绘与空间地理信息，2012，35(1)：161-163.
[110] 凡宇琼，黄小仙. 基于 SIFT 的超大图像配准 [J]. 现代电子技术，2013，36(14)：82-84.
[111] 欧阳能钧，李伟彤，韦蔚，等. 基于 SIFT 与 Contourlet 变换的高分辨遥感图像配准 [J]. 遥感技术与应用，2013，28(1)：58-64.
[112] 张平定，安东. 基于尺度不变特征的目标识别与跟踪方法 [J]. 计算机应用研究，2013，30(7)：2202-2205.
[113] 赵训坡，胡占义. 一种实用的基于证据积累的图像曲线粗匹配方法 [J]. 计算机学报，2005，28(3)：

357-367.

[114] 周锋飞，陈卫东，李良福. 一种基于 Canny 边缘的红外与可见光图像配准算法 [J]. 应用光学，2009，30(4)：605-609.

[115] SHARK L K，KUREKIN A A，MATUSZEWSKI B J. Development and evaluation of fast branch-and-bound algorithm for feature matching based on line segments [J]. Pattern recognition，2007，40(5)：1432-1450.

[116] 陈洁，付冬梅，刘燕. 基于轮廓特征的红外与可见光图像配准方法研究 [J]. 红外，2009，30(12)：1-5.

[117] HAYDN R，DALKE G W，HENKEL J，et al. Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement [C]. Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands. Cairo，Egypt：[s. n.]，1982：599-616.

[118] GILLESPIE A R，KAHLE A B，WALKER R E. Color enhancement of highly correlated images. II. Channel ratio and "chromaticity" transformation techniques [J]. Remote Sensing of Environment，1987，22(3)：343-365.

[119] ROCKINGER O，FECHNER T. Pixel-level image fusion：the case of image sequences [C]. Proceedings of SPIE：Signal Processing，Sensor Fusion，and Target Recognition VII. Bellingham，WA：SPIE Press，1998，3374：378-388.

[120] BURT P J. The pyramid as a structure for efficient computation，Multiresolution Image Processing and Analysis [M]. NewYork：Springer Series in Information Sciences，1984.

[121] MASCARENHAS N D A，BANON G J F，CANDEIAS A L B. Multispectral image data fusion under a Bayesian approach [J]. International Journal of Remote Sensing，1996，17(8)：1457-1471.

[122] VOORBRAAK F. On the justification of Dempster's rule of combination [J]. Artificial Intelligence，1991，48(2)：171-197.

[123] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition：the wavelet representation [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence，IEEE Transactions on，1989，11(7)：674-693.

[124] RANCHIN T，WALD L. The wavelet transform for the analysis of remotely sensed images [J]. International Journal of Remote Sensing，1993，14(3)：615-619.

[125] LI H，MANJUNATH B S，MITRA S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform [C]. Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'94). Piscataway，NJ：IEEE Press，1994，1：51-55.

[126] CHIPMAN L J，ORR T M，GRAHAM L N. Wavelets and image fusion [C]. Proceedings of SPIE：Wavelet Applications in Signal and Image Processing III. Bellingham，WA：SPIE Press，1995，2569：208-219.

[127] YOCKY D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform [J]. Journal of the Optical Society of America，Part A：Optics and Image Science，1995，12(9)：1834-1841.

[128] ALOISI R，GRABIT Y. Multispectral image resolution enhancement to improve efficiency of spectral-analysis algorithms [C]. Proceedings of SPIE：Algorithms for Multispectral and Hyperspectral Imagery II. Bellingham，WA：SPIE Press，1996，2758：160-167.

[129] NÚÑEZ J，OTAZU X，FORS O，et al. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，1999，37(3)：1204-1211.

[130] CHIBANI Y，HOUACINE A，BARBIER C，et al. Fusion of multispectral and radar images in the

redundant wavelet domain [C]. Proceedings of SPIE: Image and Signal Processing for Remote Sensing IV. Bellingham, WA: SPIE Press, 1998, 3500: 330-338.
[131] RANCHIN T, WALD L. Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2000, 66(1): 49-61.
[132] AIAZZI B, ALPARONE L, BARONTI S, et al. Context-driven fusion of high spatial and spectral resolution images based on oversampled multiresolution analysis [J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2002, 40(10): 2300-2312.
[133] CHIBANI Y, HOUACINE A. On the use of the redundant wavelet transform for multisensor image fusion [C]. Proceedings of the 7th IEEE International Conference on the Electronics, Circuits and Systems (ICECS'00). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2000, 1: 442-445.
[134] CHIBANI Y, HOUACINE A. Model for multispectral and panchromatic image fusion [C]. Proceedings of SPIE: Image and Signal Processing for Remote Sensing VI. Bellingham, WA: SPIE Press, 2000, 4170: 238-244.
[135] SVEINSSON J R, ULFARSSON M O, BENEDIKTSSON J A. Cluster-based feature extraction and data fusion in the wavelet domain [C]. Proceedings of 2001 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'01). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2000, 2: 867-869.
[136] 成云霞,田裕鹏. 一种基于小波变换的图像融合方法 [J]. 计算机与数字工程, 2006, 34(5): 75-77.
[137] 燕文浩,马彩文,张鸣,等. 基于小波变换的图像融合新算法 [J]. 光子学报, 2006, 35(4): 638-640.
[138] ZHENG S, SHI W, LIU J, et al. Remote sensing image fusion using multiscale mapped LS-SVM [J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2008, 46(5): 1313-1322.

第 2 章 卫星遥感图像边缘检测与提取

本章综合考虑基于不同思想的水平集算法的特点，提出一种适用于静止气象卫星遥感图像海岸线检测的水平集算法。该算法首先根据静止卫星遥感图像的特点选取合适的水平集函数，然后在此基础上利用地标模板的信息对其进行初始化，这样既可以保证所提出算法的准确性与精度，又可以大幅减少计算量。

2.1 基于 Level Sets 静止卫星遥感图像海岸线检测算法设计

2.1.1 基于边界能量的水平集方法

这种方法通过对图像边界处的梯度模值 $|\nabla I|$ 定义能量函数控制曲线的演化。测地线主动轮廓模型(Geodesic Active Contour，GAC)是其中的一个的经典方法，此方法由 Casselles 等人[1]提出。测地线活动轮廓模型的本质是在黎曼空间通过计算找出一条最短的测地线，其长度为

$$L_R := \int_0^1 g(C(p)) \mid C'(p) \mid \mathrm{d}p \tag{2-1}$$

演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mathrm{div}\left(g \frac{\nabla \phi}{\mid \nabla \phi \mid}\right)\delta_\varepsilon(\phi) \tag{2-2}$$

其中 div 为散度，∇为梯度，g 是基于图像梯度信息边界停止函数，常用形式：$g=\dfrac{1}{1+|\nabla I|^2}$。当曲线演化到目标边界时函数能量达到最小，该停止函数用于推动水平集的演化并保证其收敛在目标边界。

Li 等人[2]提出了一个基于梯度信息且无须重新初始化的水平集方法，他们使用的能量模型为

$$E(\phi) = \mu\int_\Omega \frac{1}{2}(\mid \nabla\phi \mid -1)^2 \mathrm{d}x\mathrm{d}y + \lambda\int_\Omega g\delta(\phi) \mid \nabla\phi \mid \mathrm{d}x\mathrm{d}y + \upsilon\int_\Omega gH(-\phi)\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{2-3}$$

其中：$g=\dfrac{1}{1+|\nabla G_\sigma * I|^2}$。Li 模型的实验效果如图 2-1 所示。

对于目标边界较为明显的图像，基于边界的水平集方法具有很好的分割效果，但在其他情况下，分割效果不大理想，其对于边界梯度的依赖性导致自身的局限性较大。首先，只能检测到相关的边界像素；其次，在实际图像的边界处的停止函数不能完全为零，可能会出现

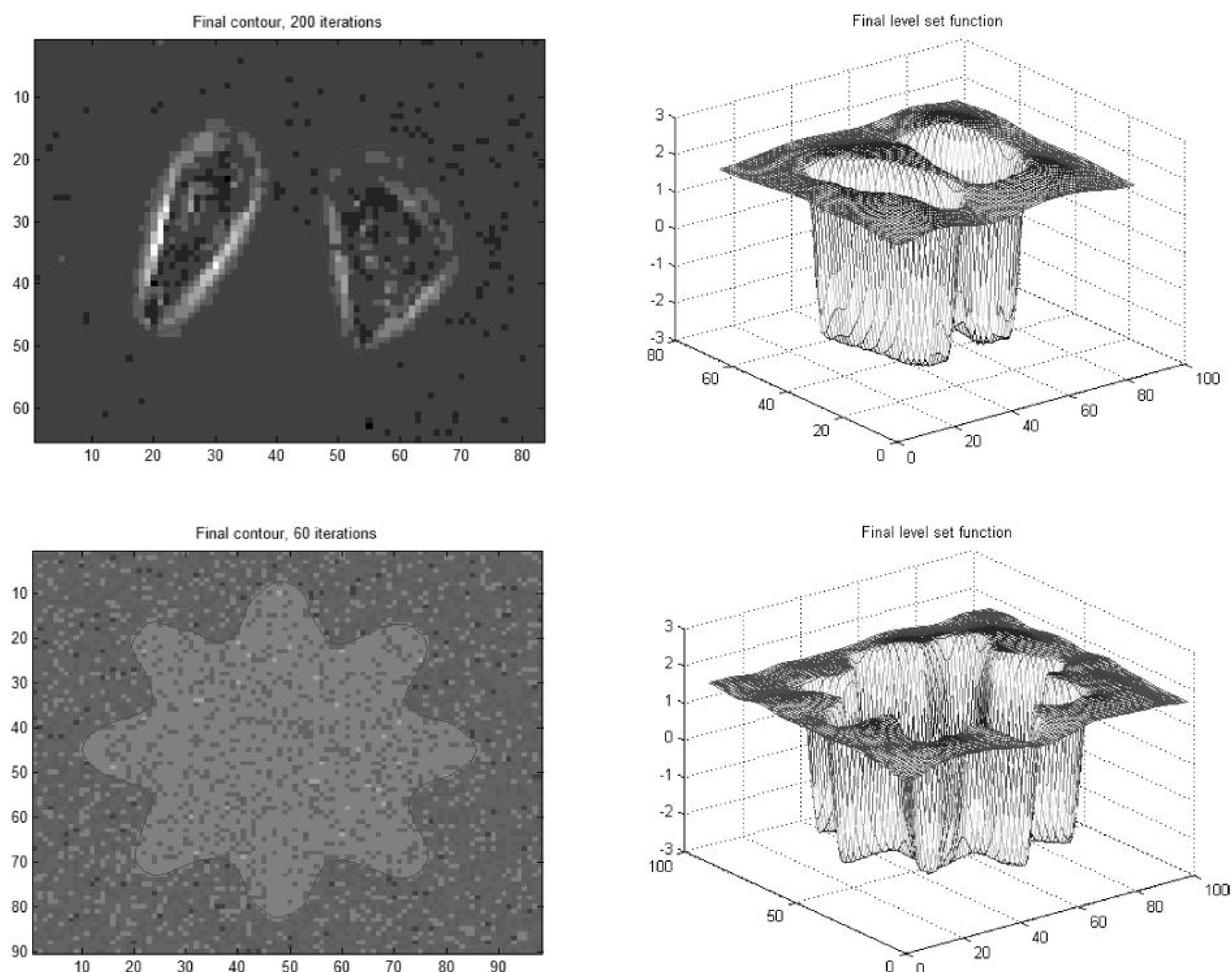


图 2-1 Li 模型实验效果[2]

弱边界泄漏；再次，该方法因为对噪声敏感易陷入局部极值。

2.1.2 基于区域能量的水平集方法

在图像中，目标和背景的平均灰度之间往往具有较大的差异，但当图像的边缘或者纹理比较模糊，那么基于边界能量的水平集分割方法难以达到分割效果。如果根据目标与背景之间平均灰度值的差异，将图像分割成两个区域，找到一条曲线作为边界，此曲线可以看作是目标的边界。

D. Mumford 和 J. Shah [3] 提出一个新的能量函数来分割图像，此能量模型假设目标和背景各自内部的灰度变化很小，使用一个分段常量函数建立能量函数。此方法实际上属于变分问题。

基于 Mumford-Shah 模型的图像分割问题，实际是寻找目标边界 C_0 的问题。设原图像 $I(x,y)$ 定义域 Ω，不断演化的曲线 C 将图像 $I(x,y)$ 划分为若干区域，从而获得分割图像 $I_0(x,y)$。实际的操作中，将图像 $I(x,y)$ 划分为若干个同质区域使得分割图像 $I_0^{MS}(x,y)$ 和原图像 $I(x,y)$ 的误差越来越小，定义以下方法：

$$(C_0, I^{MS}) = \arg\min F^{MS}(I_0, C) \tag{2-4}$$

其中，$F^{MS}(I_0,C)=\int_{\Omega/C} |\nabla I_0|^2 \mathrm{d}x\mathrm{d}y+\lambda\int_{\Omega} |I-I_0|^2 \mathrm{d}x\mathrm{d}y+\mu \mathrm{Length}(C)$。

从上式的定义中发现当 $F^{MS}(I_0,C)$ 的值达到最小时得到边界 C_0，图像被其划分为若干

平滑区域，λ 和 μ 是权重系数。

当待处理图像较简单时图像分割效果较好，但当图像比较复杂时，上式中 Length(C)难以计算。针对这一问题，Chan 和 Vese[4] 通过简化 Mumford-Shah 模型，即 C-V 模型，这种方法在很大程度上促进和推动了 Mumford-Shah 模型的应用。C-V 模型的演化方式以图像全局信息为基础，曲线的演化或停止不再依赖于图像的局部信息。C-V 模型中假设图像 $u_0(x,y)$ 包含 2 个区域，它们具有同质性，图像 $u_0(x,y)$ 在曲线 C 的作用下划分成两部分：曲线 C 内部区域、曲线 C 外部区域，这两个区域的灰度平均值分别为 c_1、c_2，则由曲线 C 所得到的分割图像 $u(x,y)$ 为

$$u(x,y)=\begin{cases}c_1, & \text{inside}(C)\\ c_2, & \text{outside}(C)\end{cases} \tag{2-5}$$

随着曲线 C 位置的不断变化，分割图像 $u(x,y)$ 也在不断变化，C-V 模型就是要寻找曲线 C 最佳位置，从而达到分割图像 $u(x,y)$ 与原图像 $u_0(x,y)$ 差异最小的目的。

由此，Chan 和 Vese 提出了拟合函数，其表达式为

$$\begin{aligned}F(C)=F_1(C)+F_2(C)=&\int_{\text{inside}(C)}|u_0(x,y)-c_1|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y\\&+\int_{\text{outside}(C)}|u_0(x,y)-c_2|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y\end{aligned} \tag{2-6}$$

通过分析上式，可以得出如下结论：

当曲线 C 位于目标外时，$F_1(C)>0$，$F_2(C)\approx 0$，$F(C)>0$。

当曲线 C 位于目标内时，$F_1(C)\approx 0$，$F_2(C)>0$，$F(C)>0$。

当曲线 C 的内部既有目标又有背景时，$F_1(C)>0$，$F_2(C)>0$，$F(C)>0$。

当曲线 C 位于目标边缘时，$F_1(C)\approx 0$，$F_2(C)\approx 0$，$F(C)\approx 0$。因此，只有当 C 位于目标边缘时，$F(C)$ 才能达到最小值。

由此，Chan 和 Vese 提出了其能量函数为

$$\begin{aligned}F(c_1,c_2,C)=&\mu\text{Length}(C)+\upsilon\text{Area}(\text{inside}(C))+\lambda_1\int_{\text{inside}(C)}|u_0(x,y)-c_1|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y\\&+\lambda_2\int_{\text{outside}(C)}|u_0(x,y)-c_2|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y\end{aligned} \tag{2-7}$$

其中 Length(C)为曲线 C 的长度，Area(inside(C))为曲线 C 内部区域的面积，μ、υ、λ_1、λ_2 分别为各能量项的权重系数，最小化上式可以得到最终曲线 C 的位置 C^0 及 c_1、c_2 的值 c_1^0、c_2^0 了，即

$$\{C^0,c_1^0,c_2^0\}=\inf_{C,c_1,c_2}F(C,c_1,c_2) \tag{2-8}$$

根据水平集方法的思想，将 C 表示成连续函数 ϕ 的零水平集，并令 ϕ 为内正外负型的符号距离函数，令其满足：

$$\begin{cases}C=\{(x,y)\in\Omega:\ \phi(x,y)=0\}\\ \text{inside}(C)=\{(x,y)\in\Omega:\ \phi(x,y)>0\}\\ \text{outside}(C)=\{(x,y)\in\Omega:\ \phi(x,y)<0\}\end{cases} \tag{2-9}$$

则曲线 C 的长度和内部区域面积可以由下式来计算：

$$\begin{aligned}\text{Length}(C) &= \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x,y))| \mathrm{d}x\mathrm{d}y \\ &= \int_{\Omega} \delta_0(\phi(x,y)) |\nabla\phi(x,y)| \mathrm{d}x\mathrm{d}y\end{aligned} \tag{2-10}$$

$$\text{Area}(\text{inside}(C)) = \int_{\Omega} H(\phi(x,y))\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{2-11}$$

其中，H、δ_0 为 Heaviside 函数和 Dirac 函数，它们的表达式为

$$H(z) = \begin{cases}1, & z \geqslant 0 \\ 0, & z < 0\end{cases}, \quad \delta_0(z) = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}z}H(z) \tag{2-12}$$

能量函数可用水平集函数 ϕ 表示为：

$$\begin{aligned}F(c_1,c_2,\phi) = &\mu\int_{\Omega}\delta_0(\phi(x,y)) |\nabla\phi(x,y)| \mathrm{d}x\mathrm{d}y + \upsilon\int_{\Omega}H(\phi(x,y))\mathrm{d}x\mathrm{d}y \\ &+ \lambda_1\int_{\Omega} |u_0(x,y) - c_1|^2 H(\phi(x,y))\mathrm{d}x\mathrm{d}y \\ &+ \lambda_2\int_{\Omega} |u_0(x,y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x,y)))\mathrm{d}x\mathrm{d}y\end{aligned} \tag{2-13}$$

Chan 和 Vese 在其论文中推导出 ϕ 所满足的 Euler-Lagrange 方程为：

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi)\left[\mu\nabla\cdot\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} - \upsilon - \lambda_1(u_0(x,y) - c_1)^2 - \lambda_2(u_0(x,y) - c_2)^2\right] \tag{2-14}$$

其中 c_1 和 c_2 分别为：

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega}u_0(x,y)H_\varepsilon(\phi(x,y))\mathrm{d}x\mathrm{d}y}{\int_{\Omega}H_\varepsilon(\phi(x,y))\mathrm{d}x\mathrm{d}y}, \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega}u_0(x,y)(1 - H_\varepsilon(\phi(x,y)))\mathrm{d}x\mathrm{d}y}{\int_{\Omega}(1 - H_\varepsilon(\phi(x,y)))\mathrm{d}x\mathrm{d}y}$$

其中 H_ε 和 δ_ε 分别为 H 和 δ_0 的正则化形式，其表达式分别为：

$$H_\varepsilon(z) = \frac{1}{2}\left(1 + \frac{2}{\pi}\arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right)\right), \quad \delta_\varepsilon(z) = \frac{1}{\pi}\frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2}$$

设 X 轴和 Y 轴方向的网格步长为 h，t 轴方向的步长为 Δt，$(x_i,y_j) = (ih,jh)$，并定义如下 4 个有限差分算子：

$$\Delta_-^x = \phi_{i,j} - \phi_{i-1,j}, \quad \Delta_+^x = \phi_{i+1,j} - \phi_{i,j}$$

$$\Delta_-^y = \phi_{i,j} - \phi_{i,j-1}, \quad \Delta_+^y = \phi_{i,j+1} - \phi_{i,j}$$

则 Chan 所采用的离散格式可以表示为：

$$\begin{aligned}\frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} = &\delta_\varepsilon(\phi_{i,j}^n)\left[\frac{\mu}{h^2}\Delta_-^x\cdot\left(\frac{\Delta_+^x\ \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{(\Delta_+^x\ \phi_{i,j}^n)^2/h^2 + (\phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j-1}^n)^2/4h^2}}\right)\right. \\ &\left.+ \frac{\mu}{h^2}\Delta_-^y\cdot\left(\frac{\Delta_+^y\ \phi_{i,j}^{n+1}}{\sqrt{(\Delta_+^y\ \phi_{i,j}^n)^2/h^2 + (\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i-1,j}^n)^2/4h^2}}\right) + F_{i,j}\right]\end{aligned} \tag{2-15}$$

其中：

$$F_{i,j} = -\upsilon - \lambda_1(u_0(ih,jh) - c_1(\phi^n))^2 + \lambda_2(u_0(ih,jh) - c_2(\phi^n))^2$$

C-V 模型的基本计算步骤为：

(1) 在 $n=0$ 时刻，初始化水平集函数为符号距离函数；

(2) 根据上式中 c_1 和 c_2 的表达式计算 $c_1(\phi^n)$ 和 $c_2(\phi^n)$；

(3) 重新初始化 ϕ 为符号距离函数；

(4) 检查数值解是否收敛,若收敛则结束,否则跳转到步骤(2)。

C-V 模型是基于图像的全局信息进行计算的,通过极小化能量函数 $F(c_1, c_2, C)$实现对演化曲线的控制,同时对弱边缘检测有很好的效果,不需要人为设定曲线的演化是收缩或膨胀,定义一条初始轮廓线,就可以检测出空洞目标,因此在边缘检测方面具有较好的效果。

虽然 C-V 模型能够检测出内部有空洞的目标边缘,但对于空洞壁比较厚的目标,C-V 模型经常会出现不能检测出结果的现象,由于 Dirac 函数 $\delta_\varepsilon(x)$的定义范围十分狭窄,虽然能够使用一条轮廓线检测出相关边缘点,但是结果会将同质区域内的所有点都检测出来。利用 C-V 模型检测边缘结果如图 2-2 所示。



图 2-2 C-V 模型效果

2.1.3 基于先验知识的水平集方法

在医学图像信息处理中,尽管基于边界或者区域的水平集模型取得了一些成果,但他们总是只考虑相关的信息,如颜色、灰度、纹理等,因此在进行检测分割的时候,往往不能处理一些复杂的医学图像。Kass 等人[5]在研究中提出了一种结合了高层次知识的方法,能够很好地解决低层次的视觉任务。

Leventon[6]将目标的形状信息加入了水平模型中,首先将手动分割的结果通过距离函数表述出来,然后对其使用 PCA 进行分析,先得到关于目标的形状描述,将此信息加入主动轮廓模型中。Leventon 在 GAC 模型的基础上加入了一个气球力,水平集演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(c+k) \mid \nabla\phi \mid + \nabla\phi \cdot \nabla g \tag{2-16}$$

其中 c 为气球力,对于凹陷图像分割的鲁棒性具有很大的增强作用。

在这一模型计算方法中,使用最大后验概率对水平集每一步的演化进行形态参数的估算,也就是形状参数 α 和姿态参数 p,从而实现最终的分割。设 ϕ'是最终的分割结果,那么这种模型即可记作:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \lambda_1(g(c+k) \mid \nabla\phi \mid + \nabla\phi \cdot \nabla g) + \lambda_2(\phi' - \phi) \tag{2-17}$$

对于噪声比较大或者存在弱边界的图像而言,形状信息的加入使得分割算法获得更好的鲁棒性,另一方面,以符号距离函数表示的先验形状与主演化方程融合也十分的方便。但是,PCA 分析是对线性空间而言的,它无法准确地描述非线性的符号距离函数。之后 Chen [7]在此基础上,提出将先验信息加载为零水平集,不参与水平集函数的迭代。Cremers[8]等采用了 Paraigios 对形状的表示方法[9],用符号距离函数 ϕ_0 表示先验知识,将 ϕ_0 与当前水平集函数的形状差异加入到相应的能量函数中。Cremers 提出的这种方法解决了非高斯分布中存在的一些问题。

2.1.4 基于先验知识的可扩展区域能量模型

根据实际需求，我们需要对气象卫星红外通道的海岸线进行检测。在红外通道中，图像的灰度常常分布不均匀，这种情况会对海陆分界线的检测带来很大困难。为了克服这种不利因素，我们使用一种基于先验知识的可扩展区域活动轮廓模型，在一个可控大小的局部区域中，利用图像的灰度信息。能量模型根据轮廓曲线以及曲线两边的平均灰度的近似值定义，然后将此能量模型嵌入到一个带正则项的变分水平集方程，在一个核函数的作用下，局部区域的灰度信息将引导轮廓曲线的运动，灰度不均匀的因素将会弱化。另外，水平集函数的规则化是由模型中的正则项控制的，这样可以提高计算的准确率，并且可以避免重新初始化。

主动轮廓模型已经广泛应用于边缘检测和图像分割领域。与经典的边缘检测及图像分割方法相比，主动轮廓模型具有几个鲜明的优点。首先主动轮廓模型可以实现亚像素精度的边缘检测；其次主动轮廓模型允许嵌入各种各样的先验知识来保证图像分割算法的鲁棒性，例如形状和灰度分布信息；最后检测或分割的结果是平滑且封闭的曲线，是进一步应用的基础，例如目标分析与识别。

现有的轮廓模型基本上可以分为两大类：基于边缘信息的模型和基于区域信息的模型。基于边缘信息的模型利用局部边缘信息，以吸引活动轮廓曲线不断向着目标边界处运动。基于区域信息的活动轮廓模型确定感兴趣的区域，使用相应的区域描述符来引导活动轮廓的运动。然而，现有主要的基于区域的轮廓模型大都依靠待分割的区域灰度同质化。例如，分段常量模型就是假设图像的每个区域的灰度信息在统计上是均匀分布的。

事实上，真实图像中的灰度是不均匀的，对于卫星遥感图像，通常由于拍照时受到电磁的影响，以及在地球天气(如云层的不规则分布)的影响使得图像灰度不均匀，这样的图像通常需要做一些预处理。

本节我们使用的是一个嵌入在变分水平集模型内部基于区域的轮廓模型。即区域可扩展拟合能量模型(Region-scalable Fitting，RSF)，它在一个可控制的量度内估计轮廓曲线区域内的灰度值。RSF 模型考虑的区域的大小取决于给定核函数的控制参数，控制参数可以决定考虑的区域是小至一个邻域还是大至整个图像空间，将此先验知识嵌入到一个带有正则项的变分水平集模型中。在曲线演化过程中，两个拟合方程始终计算封闭轮廓曲线内部的特定大小区域的灰度信息，直到轮廓曲线向目标边界处运动，此能量模型可以较好地克服灰度的不均匀性，在该变分模型的能量泛函中，我们在模型中添加了可以保持水平集规则性的正则项，这样可以保证水平集函数一直维持着标准特性，避免代价较大的重新初始化过程，也可以保证曲线演化过程和最终检测结果的准确性。

1. 基于区域轮廓模型的讨论

设 $\Omega\subset R^2$ 是图像的定义域，I：$\Omega\rightarrow R$ 是特定的灰度图像。在 Mumford-Shah 方法中，Mumford 和 Shah 将图像分割问题转化为如下问题：给定一个图像 I，找到一个等高线 C，将图像划分为不重合的两部分。他们提出如下能量模型：

$$F^{\mathrm{MS}}(u,C)=\int_{\Omega}(u-I)^2\mathrm{d}x+\mu\int_{\Omega\backslash C}|\nabla u|^2\mathrm{d}x+\upsilon|C| \tag{2-18}$$

其中，$|C|$是等高线 C 的长度。

根据 Mumford-Shah 的能量模型，最终会得到一个分割给定图像 I 的轮廓曲线 C，一个与原图像 I 近似且其内部是各自连通平滑的图像 u。实践中，由于低维曲线 C 的不确定性以及能量函数的非凸特性，将能量模型最小化通常很困难。

对于此问题，Chan 和 Vese 给出了一个特定情况下的解决办法，这个特定情况是假定上述函数中的图像 u 是一个分段常量函数，对于一个在定义域 Ω 内的图像 $I(x,y)$，他们建议最小化如下能量模型：

$$F^{CV}(C,c_1,c_2)=\lambda_1\int_{\text{outside}(C)}|I(x)-c_1|^2\mathrm{d}x+\lambda_2\int_{\text{inside}(C)}|I(x)-c_1|^2\mathrm{d}x+\upsilon|C| \tag{2-19}$$

其中，outside(C)和 inside(C)分别代表轮廓曲线 C 的外部区域和内部区域。而 c_1 和 c_2 分别是区域 outside(C)和 inside(C)的灰度近似。在上式中的前两项，我们称为全局拟合能量项，此能量泛函可被表示为水平集方程的形式，然后能量的最小化问题就转化为一个水平集演化方程的问题。

能够最小化上述全局拟合能量 c_1 和 c_2 的最优值是区域 outside(C)和 inside(C)各自的灰度平均值。如果 outside(C)和 inside(C)内各自的灰度值是不均匀的，c_1 和 c_2 的最优值有可能和原图像的差异非常大，因为此模型没有考虑到局部的灰度信息，这对于处理灰度不均匀问题是非常重要的。结果，在对灰度分布不均匀的图像进行分割时，分段恒定分割模型(Piecewise Constant，PC)通常都会失败。类似的，多相的分段常量模型在处理这样的图像时也不大适合。

分段平滑分割模型(Piecewise Smooth，PS)在处理灰度不均匀方面克服了 PC 模型的一些局限性。在文献[10]中，Vese 和 Chan 提出了一个新的的能量模型，此能量模型是关于水平集函数 ϕ 以及在零水平集函数 ϕ 外部和内部的平滑函数 u^+ 和 u^-，包含一个数据拟合项和一个平滑项，数据拟合项通过 u^+ 和 u^- 对图像信息进行估计，平滑项负责对 u^+ 和 u^- 的平滑处理。在 PS 模型中，对能量函数的最小化处理包含以下三个计算任务。第一是通过一系列迭代解决主要函数 ϕ 的偏微分方程求解问题；第二是在对 ϕ 的每一次特定的迭代过程中，需要通过求解两个椭圆偏微分方程的拟合函数对 u^+ 和 u^- 进行更新；第三是需要对定义在不同区域的函数 u^+ 和 u^-，将其扩展至整个图像定义域。另外，定期对水平集方程进行修正也是非常必要的。显然，在 PS 模型中的相关运算代价很大，这限制了模型在解决实际问题中的应用。

下面使用可扩展区域能量模型，此能量模型考虑了一定范围内的局部灰度信息，首先介绍一个非负的核函数 K：$R^n\rightarrow[0,+\infty)$，具有以下特性：

(1) $K(-u)=K(u)$；

(2) $K(u)\geqslant K(v)(|u|<|v|)$且$\lim_{|u|\rightarrow\infty}K(u)=0$；

(3) $\int K(x)\mathrm{d}x=1$。

第二个特性被称为核函数 K 的局部特性，在此能量模型中核函数 K 和它的局部特性起着很重要的作用。

考虑一个给定的向量图像 I：$\Omega\rightarrow R^d$，$\Omega\subset R^n$ 是定义域，$d\geqslant1$ 是 $I(x)$的维度，$d=1$ 对应

灰度图像，$d=3$ 对应彩色图像。设 C 是定义域 Ω 中的一条闭合等高线，将 Ω 分成外部的 Ω_1 和内部的 Ω_2。对于一个给定的点 $x\in\Omega$，定义如下的局部能量：

$$e_x(C,f_1(x),f_2(x))=\sum_{i=1}^{2}\lambda_i\int_{\Omega_i}K_\sigma(x-y)\mid I(y)-f_i(x)\mid^2\mathrm{d}y \tag{2-20}$$

其中 $K_\sigma(u)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\sigma^n}\mathrm{e}^{-|u|^2/2\sigma^2}$，$\sigma>0$。$\lambda_i$ 是正的常数，$f_i(x)$ 是对区域 Ω_i 内灰度的平均估计。在拟合能量函数中，图像中灰度信息的有效区域是以点 x 为中心，大小由核函数 K 控制。

K 的选择非常灵活，只要它符合上面描述的三个特性就可以，在这里，选择 Gaussian 函数：

$$K_\sigma(u)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\sigma^n}\mathrm{e}^{-|u|^2/2\sigma^2},\quad \sigma>0 \tag{2-21}$$

上述的能量函数 $e_x(C,f_1(x),f_2(x))$ 其实是对图像灰度的带权平均方差估计，$f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 分别是等高线 C 外部和内部灰度平均值的近似，$K_\sigma(x-y)$ 是相应的权重。由于核函数的局部特性，灰度 $I(y)$ 随着 y 距离中心点越来越远，对拟合能量值的影响会越来越小。因此拟合能量 e_x 的值主要由点 x 的特定大小的邻域内 y 的灰度值 $I(y)$ 决定。在 e_x 中，粗略地说，当 $|x-y|>3\sigma$，$K_\sigma(x-y)$ 就几乎为 0 了。只有 $\{y: |x-y|<3\sigma\}$ 中的 y 对 e_x 起主要作用。

在上式的能量函数中，考虑的区域大小是可控的。$f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 对以点 x 为中心的特定大小的区域内的图像灰度进行估计，区域的大小可由量度参数 σ 决定。当 σ 变小时，e_x 只包含了以 x 为中心的较小区域的灰度值；当 σ 变大时，e_x 包含了以 x 为中心的较大区域的灰度值。因此，相对于 PC 模型的全局拟合能量函数，该能量函数考虑了更多的局部灰度信息，且局部区域的大小是可调节的。事实上，e_x 考虑的以 x 为中心的区域可以是任意大小的，可以小至一个很小的区域，也可以大至整个图像。

对于 e_x，给定一个中心点 x，当等高线 C 正好在目标边界处且 f_1 和 f_2 可以最好地估计 C 两侧区域的灰度时，e_x 的值可以被最小化。为了获得整个目标边界，必须找到一个等高线 C，使得对于整个图像区域的所有点 x，e_x 最小，可以通过 e_x 的积分最小化来实现，定义域为整个图像范围，使 $\int e_x(C,f_1(x),f_2(x))\mathrm{d}x$ 最小，定义如下能量函数：

$$E(C,f_1(x),f_2(x))=\int e_x(C,f_1(x),f_2(x))\mathrm{d}x+\upsilon\mid C\mid \tag{2-22}$$

此能量函数是以一个等高线 C 定义的，为了掌握等高线拓扑结构上的变化，需将其转化为水平集函数方程。在水平集方法中，一个等高线 $C\subset\Omega$ 是用水平集方程 $\phi:\Omega\rightarrow R$ 来表示的。在本方法中，我们规定水平集方程 ϕ 在等高线 C 的外部取正值，内部取负值。设 H 为 Heaviside 函数，那么能量函数 $e_x(C,f_1(x),f_2(x))$ 可以表示为：

$$e_x(\phi,f_1(x),f_2(x))=\sum_{i=1}^{2}\lambda_i\int K_\sigma(x-y)\mid I(y)-f_i(x)\mid^2 M_i(\phi(y))\mathrm{d}y \tag{2-23}$$

其中 $M_1(\phi)=H(\phi)$，$M_2(\phi)=1-H(\phi)$。因此，能量函数 $E(C,f_1(x),f_2(x))$ 可以表示为：

$$E(C,f_1,f_2)=\sum_{i=1}^{2}\lambda_i\int\left(\int K_\sigma(x-y)\mid I(y)-f_i(x)\mid^2 M_i(\phi(y))\mathrm{d}y\right)\mathrm{d}x$$

$$+\upsilon\int|\nabla H(\phi(x))|\mathrm{d}x \tag{2-24}$$

上式中最后一项$\int|\nabla H(\phi(x))|\mathrm{d}x$表示等高线$C$的长度,此项在变分水平集方法中被广泛用于保持等高线$\int|\nabla H(\phi(x))|\mathrm{d}x$的规则化。

实际上,经常使用一个平滑函数$H_\varepsilon(x)$来近似 Heaviside 函数H:

$$H_\varepsilon(x)=\frac{1}{2}\left[1+\arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right)\right] \tag{2-25}$$

对其求导:

$$\delta_\varepsilon(x)=H'_\varepsilon(x)=\frac{1}{\pi}\frac{\varepsilon}{\varepsilon^2+x^2} \tag{2-26}$$

则能量$E(C,f_1,f_2)$可表示为$E_\varepsilon(C,f_1,f_2)$:

$$E_\varepsilon(C,f_1,f_2)=\sum_{i=1}^{2}\lambda_i\int\left(\int K_\sigma(x-y)|I(y)-f_i(x)|^2M_i^\varepsilon(\phi(y))\mathrm{d}y\right)\mathrm{d}x$$
$$+\upsilon\int|\nabla H_\varepsilon(\phi(x))|\mathrm{d}x \tag{2-27}$$

其中$M_1^\varepsilon(\phi)=H_\varepsilon(\phi)$,$M_2^\varepsilon(\phi)=1-H_\varepsilon(\phi)$。

考虑计算结果的精度以及轮廓曲线演化的稳定性,将水平集函数一直保持为标准水平集函数是非常重要的,为了保持水平集函数的规则化,定义如下水平集正则项:

$$P(\phi)=\int\frac{1}{2}(|\nabla\phi(x)|-1)^2\mathrm{d}x \tag{2-28}$$

因此建议最小化如下能量函数:

$$F(\phi,f_1,f_2)=E_\varepsilon(\phi,f_1,f_2)+\mu P(\phi) \tag{2-29}$$

其中μ是一个正的常数。

我们使用梯度下降流方法对此方程最小化。对于一个固定的水平集函数ϕ,关于函数$f_1(x)$和$f_2(x)$进行能量函数最小化。根据变分计算方法,使得能量模型最小的函数$f_1(x)$和$f_2(x)$满足 Euler-Lagrange 等式:

$$\int K_\sigma(x-y)M_i^\varepsilon(\phi(y))(I(y)-f_i(x))\mathrm{d}y=0,\quad i=1,2 \tag{2-30}$$

从上式可得:

$$f_i(x)=\frac{K_\sigma(x)[M_i^\varepsilon(\phi(x))I(x)]}{K_\sigma(x)M_i^\varepsilon(\phi(x))},\quad i=1,2 \tag{2-31}$$

对于一个固定的ϕ,上式可使得能量函数$F(\phi,f_1,f_2)$最小。上式中的函数$f_1(x)$和$f_2(x)$就是点x邻域内带权的灰度平均值。注意到$f_1(x)$和$f_2(x)$中的分母总是为正。

保持f_1和f_2固定,关于ϕ最小化能量函数$F(\phi,f_1,f_2)$。我们使用梯度下降法,求解如下梯度下降流方程:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=-\delta_\varepsilon(\phi)(\lambda_1e_1-\lambda_2e_2)+\upsilon\delta_\varepsilon(\phi)\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)+\mu\left(\nabla^2\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)\right) \tag{2-32}$$

其中,

$$e_i(x)=\int K_\sigma(y-x)|I(x)-f_i(y)|^2\mathrm{d}y,\quad i=1,2$$

上式就是最终的水平集演化方程,第一项是数据拟合项,此项在能量模型中很重要,负责指引活动轮廓曲线向着目标边界靠拢;第二项对水平集的零等高线有缩短和平滑的作用,这对于保持等高线的规则化是很重要的;第三项是水平集的正则项,它用于保持水平集函数的规则化。

在此能量模型中,介绍了两个拟合函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$,它们与 PS 模型中的拟合函数 u^+ 和 u^- 是不同的。在拟合能量 e_x 中,每个积分都是带权的平均方差。因核函数 K_σ 的局域特性,使能量 e_x 最小的 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 的值由点 x 的邻域内的灰度决定,当点 x 移动到一个相邻的点 $x'=x+\Delta x$(Δx 很小)时 x 邻域内的大多数的点同样也在 x' 的邻域内,因此使 $e_{x'}$ 最小的 $f_1(x')$ 和 $f_2(x')$ 的值与使 e_x 最小的 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 的值很接近。这表示函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 是光滑的。

水平集函数的正则性对于水平集方法的稳定演化和准确计算是非常重要的。在本方法中,水平集函数的正则性是由函数中的正则项保持的,若是没有正则项,水平集函数在曲线两边的值会变得非常大,轮廓曲线的运动会变得非常慢,甚至在到达目标边界之前会停止演化。更重要的是,若水平集函数失去正则性,相关的计算不准确,会导致错误的分割结果。

在 PS 模型中,经常发生水平集函数变得不规则的情况,在演化过程中,水平集函数会失去自身的特性。在这种情况下,通常会间歇性地运用重新初始化过程来保持水平集函数的特性,使其再次成为标准符号距离函数。然而重新初始化过程会带来一些负面作用,例如会阻碍目标内部边界的检测。在本方法中,水平集函数的正则性是由正则项维持的,通过控制曲线演化时惩罚函数偏离标准符号距离函数的过程来实现的。

2. 先验知识

在基于水平集的方法中,活动轮廓曲线的正确演化过程由初始曲线开始,至目标边界处结束。另外,初始曲线与最终曲线的差异决定着水平集函数的迭代次数,若初始曲线与最终曲线相近,所需的迭代次数就少,所用的时间就少;若初始曲线与最终曲线相距很远,所需的迭代次数就多,所用的时间就多。

在识别遥感图像红外通道中海岸线的过程中,我们发现实际图像中海岸线的分布与通用地标模板库(Generic Mapping Tools,GMT)中海岸线的分布很接近(因地球同步卫星总是在正确的轨道附近运动,不会偏离太大),因此,我们使用地标模板库中的海岸线作为 RSF 能量模型的初始曲线。

在基于红外通道进行自动导航的过程中,首先在红外通道图像(2288×2288)中选择一个感兴趣的区域 A,识别其中的海岸线;然后在标准海岸线模板(2288×2288)中选择一个与其对应的区域 B,B 相对于模板图像,A 相对于红外图像,位置和大小完全相同;最后,将 A 中的海岸线信息与 B 中的海岸线信息进行匹配,计算出偏移,根据此偏移对卫星的姿态进行反馈调整。

在选取区域时,一方面应注意尽量排除不良因素的干扰,比如要尽量选取无云区域的海岸线;另一方面选取的海岸线本身的特征应尽量好,如选取的海岸线要有拐角,连续,位置相

对于地球中心不能太偏。

在对水平集算法进行初始化时，直接将初始化状态设置为 B 中的海岸线信息，这意味着水平集算法的初始轮廓和模板中的海岸线是一致的，而在实际的匹配过程中，A 与 B 在 x 和 y 方向的偏移均不会超过 7 个像素。可以看出，水平集算法的初始条件和最终结果位置相近，这样可以大大减少迭代次数，从而减少计算量，而初始条件与分割结果的接近也从一定程度上提高了算法的准确性和稳定性。

2.2　静止气象卫星遥感图像海岸线检测

2.2.1　海岸线检测目标

依据 FY-4 卫星地面系统图像导航与配准的需求，结合成像仪图像 4km 空间分辨率红外图像特点，提出红外图像海陆边缘检测方法，实现红外通道卫星图像导航的全自动，具体的内容有：

(1) 针对风云四号成像仪图像 4km 空间分辨率红外图像特点，完成了图像海陆边缘检测方法，具体包括海陆边缘检测、海陆边缘增强、图像分割算法，并对方法与图像质量的适应情况进行比对与说明。

(2) 对图像海陆边缘检测方法的精度进行了测试，并对测试结果进行分析与总结。

(3) 研制地标模板库。根据原始模板数据库及风云四号卫星定点位置(79°E、86.5°E、99.5°E、105°E、112°E、122.5°E、133°E)，建立成像仪红外通道 4km 地标模板库。

2.2.2　海岸线检测流程

随着遥感卫星数据量增加，遥感卫星数据的预处理越来越耗费时间。遥感卫星预处理第一步是图像导航。通过图像导航，研究任何可以获得每一个遥感卫星图像像素所对应的地理经纬度，图像导航自动化能够大大提高遥感卫星数据的处理效率。

地标导航指采用明显地标物引导航空器进行作业飞行，本章中地标物采用特定的海岸线。遥感图像自动导航的流程如下：首先在轨卫星使用多个通道对地球进行拍照，识别图像中的海岸线；其次在海岸线标准模板库中，将视点取在卫星应处的正确位置，生成相对于正确位置的海岸线分布图像；最后将卫星实际拍到的海岸线分布图像与标准分布图像进行匹配，计算相应的偏移量，根据此偏移量对卫星的姿态进行反馈调整。

基于水平集方法的海岸线检测流程如图 2-3 所示，步骤如下：

(1) 根据卫星位置生成地标模板；

(2) 从 HDF5 文件的红外通道中读出实时图像；

(3) 在实时图像中选中感兴趣的区域(包含特征良好的海岸线且最好无云的区域)；

(4) 若是使用水平集算法，利用地标模板中相应区域的图像信息对水平集算法初始化，检测感兴趣的区域中的海陆边界。若是使用传统边缘检测算法，直接对实施图像中感兴趣的区域进行处理。

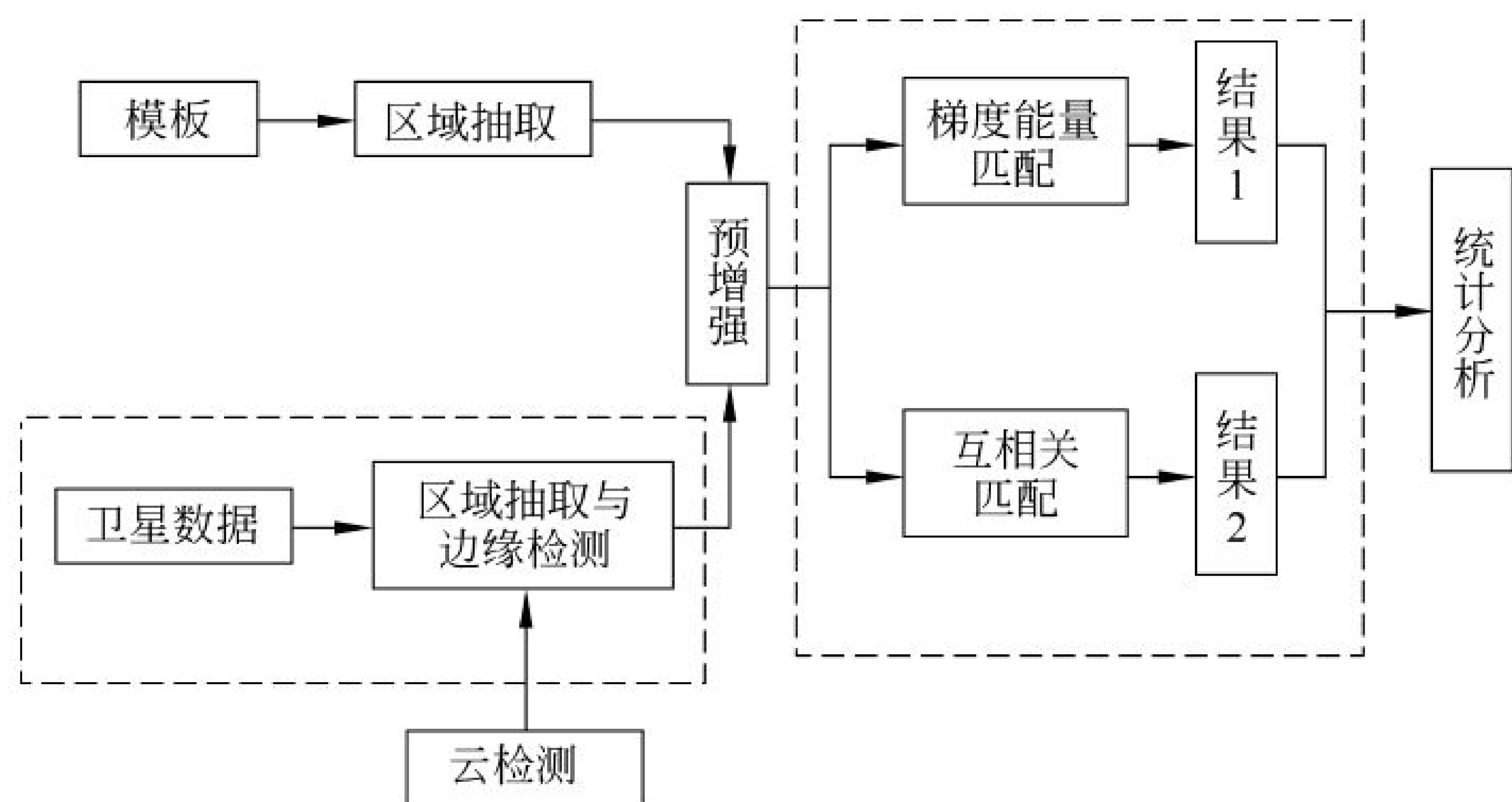


图 2-3 海岸线边缘检测框图

2.2.3 红外卫星数据导入导出

1. 气象卫星数据格式

FY-2 号气象卫星采用 HDF5 格式存储信息，卫星每个小时对地球拍一次照，每次拍照形成一个 HDF5 文件，每个 HDF5 文件均有 13 个通道，通道号自 0 开始，FY-2 号气象卫星数据格式如表 2-1 所示，我们仅用到红外通道、可见光通道和云通道。

表 2-1 FY-2 号气象卫星数据格式

```
CALChannelIR1
CALChannelIR2
CALChannelIR3
CALChannelIR4
NOMAzimuth
NOMChannelIR1              //红外通道 1
NOMChannelIR2              //红外通道 2
NOMChannelIR3              //红外通道 3
NOMChannelIR4              //红外通道 4
NOMChannelVIS              //可见光通道
NOMChannelVIS1KM           //分辨率为 1KM的可见光通道
NOMCloudClassification     //云的信息
NOMOBSTIME
NOMOBSTimeGridSpace
NOMSatelliteZenith
NOMSunGlintAngle
NOMSunZentith
NomFileInfo
```

2. 算法中的主要图像数据格式

在算法中为了方便数据的传输和处理，我们定义了一些基本数据格式数据，主要用于表示图像像素的格式，如表 2-2 和表 2-3 所示。

表 2-2　基本数据格式

```
#define ND_TYPE_CHAR     1
#define ND_TYPE_UCHAR    2
#define ND_TYPE_SHORT    3
#define ND_TYPE_USHORT   4
#define ND_TYPE_INT      5
#define ND_TYPE_UINT     6
#define ND_TYPE_FLOAT    7
#define ND_TYPE_DOUBLE   8
```

以下为图像格式，包含图像数据信息及大小类型等格式信息，其中 NAV_IMG 是自定义的用于在模块之间传递图像数据的接口类型。

表 2-3　图像数据格式

```
typedef  struct tag_NAV_IMG{
    int  type;  //ND_TYPE_**
    int  sign;  //0: unsigned 1: signed
    long size;  //Data total length in byte,nSize =  rows*cols*sizeof(ND_TYPE_**)
    long rows;  //rows of data
    long cols;  //cols of data
    char name[ND_NAME];
    struct
    {
        unsigned char *ucPtr;
        unsigned short *usPtr;
        unsigned int *uiPtr;
        char *cPtr;
        short *sPtr;
        int *iPtr;
        float *fPtr;
        double *dPtr;
    }data;
}NAV_IMG;
//自定义 BMP 图像格式
typedef struct tag_NAV_BMP{
    long size;
    //Data total length in byte,nSize = rows*cols*sizeof(ND_TYPE_**)
    long rows;  //rows of data
    long cols;  //cols of data
    int  low;   //low gray value
    int  high;  //high gray value
    char name[ND_NAME];
    unsigned char *dataPtr;
}NAV_BMP;
//表示区域的格式
typedef struct tat_NAV_RECT{
    int x;
    int y;
    int width;
    int height;
}NAV_RECT;
//表示点的格式
typedef struct tat_NAV_PT{
```

续表

```
    int x;
    int y;
}NAV_PT;
```

2.2.4 地标模板生成

海陆分界模板是利用全球海岸线矢量图数据，为特定轨道的定点卫星生成标准的海陆分界参考影像。海陆分界模板是一个高分辨率海岸线数据集，由公共领域中的两个数据库合并而来。为避免数据内部的不一致性，例如不稳定的点和交叉的片段，数据必须经过处理。海岸线完全由分层次的闭合多边形构成，这些数据可用于简化数据检索和数据选择。地标模板生成步骤如下：

（1）获取由经纬度共同构成的全球海岸矢量数据图。

（2）获取目标网格。这一目标是由经纬度数据构成的，在计算过程中需要将海岸数据以及相关的信息投影到已经获取的目标网格上，形成海陆分界模板。

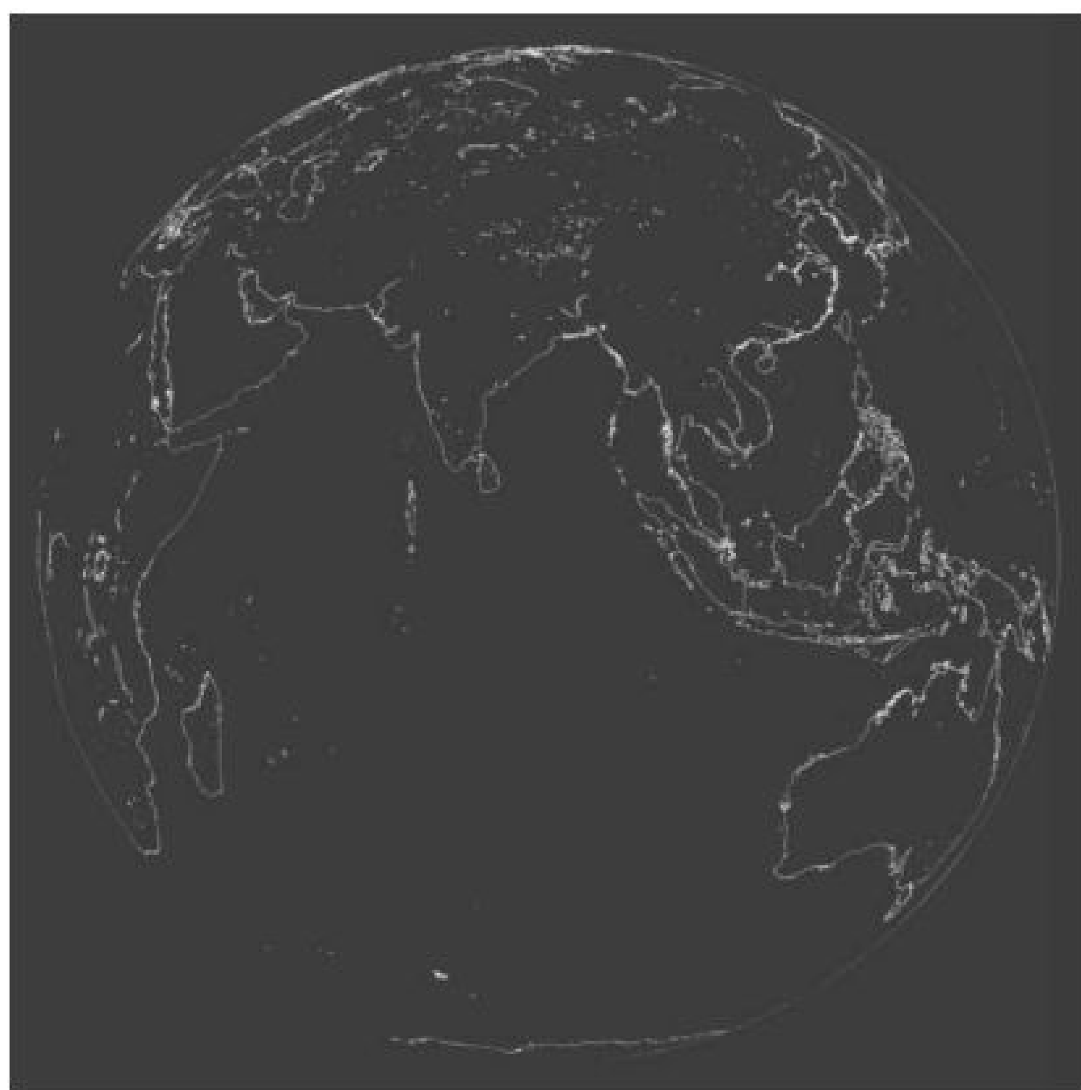


图 2-4 地标模板

（3）读入目标网格的经纬度文件，目标网格主要是由经纬数据组成的，因此要对其进行一定的处理，在计算中假设地球外点的经纬度取值为 300。在模型中，需要对经度值进行处理，而纬度值不变，把经度值加上风云四号气象卫星定点位置的经度，这样就能够取得目标模板。将全球海岸的全部数据通过二维数组的形式进行读入，把纬度值从小到大排列，每个点需要在数据组中寻找最接近的范围（lat－0.1～lat＋0.1），将该点与数据组中的数据进行误差求解，同时需要求解目标网格上与该点最为接近的点，则该点为海岸线上的点，并且记录目标网格上的位置，在这个地方将灰度设置为 1，不在海岸线上的点都设定其值为 0。当所有海岸线数据查找完毕后，就得到了地标模板，地标模板如图 2-4 所示。

2.2.5 边缘检测系统

在边缘检测系统中实现了 sobel 算子检测、canny 算子检测、基于文献[2]的 Li 模型单向扩展（向内收缩或向外扩张）水平集算法检测和基于先验知识的可扩展区域模型（RSL）的水平集算法检测。DiaImgPro 类封装了包括边缘检测算法在内的多种算法，具体实现接口如表 2-4 所示。

表 2-4 边缘检测实现接口

```
void DiaImgPro::sobelImage()                          //sobel 算子检测
void DiaImgPro::cannyImage()
void DiaImgPro::cannyThreshChanged(int value)         //canny 算子检测
void DiaImgPro::levelsetImage()
//普通初始化的向内演化水平集检测
void DiaImgPro::levelsetExpImage()
//普通初始化的向内演化水平集检测(普通初始化 Li 模型向内演化)
```

续表

void DiaImgPro::levelsetCommImage(int num,)
//普通初始化可扩展区域模型水平集检测(普通初始化 Li 模型向外演化)
void DiaImgPro::levelsetAutoImage(int num)
//基于先验知识的可扩展区域模型水平集检测

1. 系统交互界面介绍

本节将介绍系统中与边缘检测相关的交互流程。打开系统时的界面如图 2-5 所示。

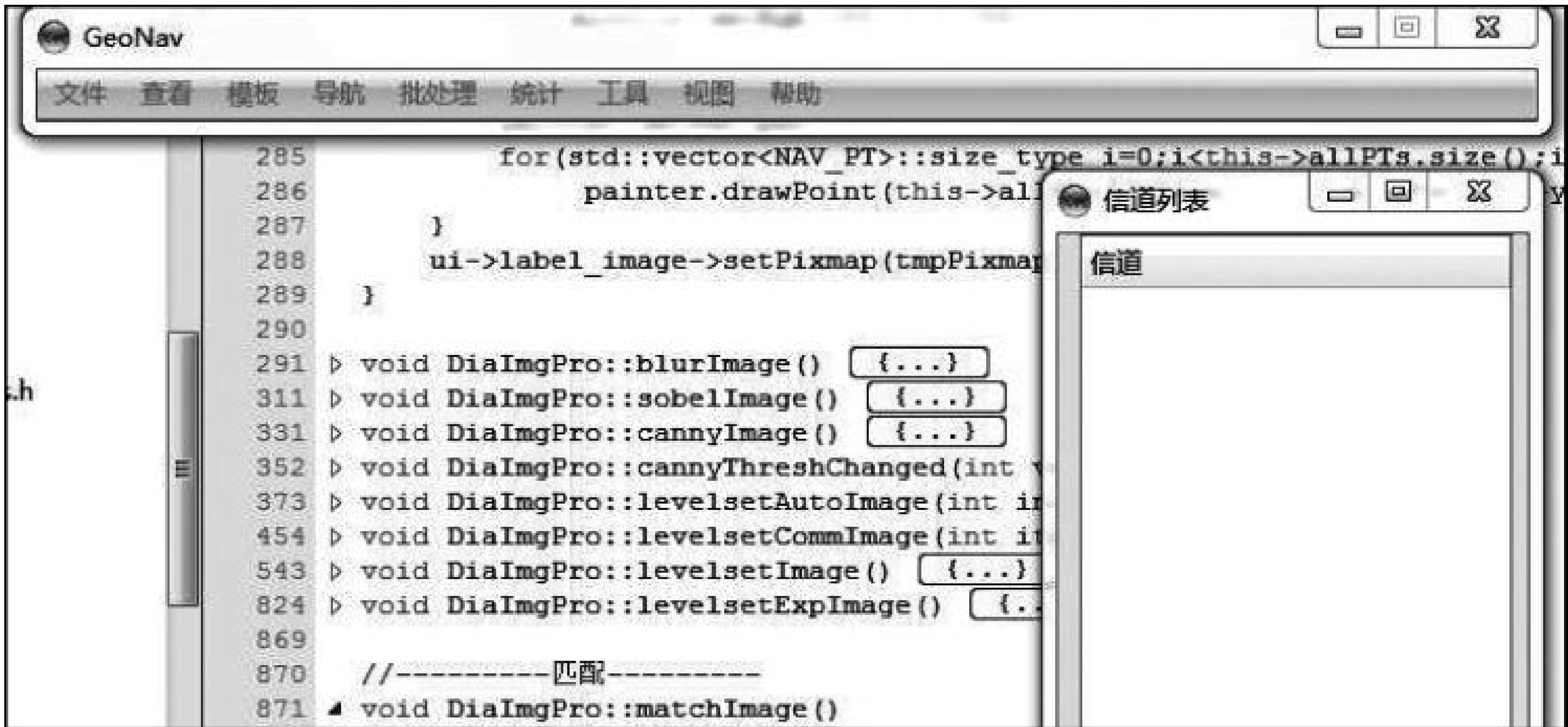


图 2-5　系统启动界面

当进行成批处理 HDF5 文件进行边缘检测和匹配时,便启动如图 2-6 所示界面,输入目

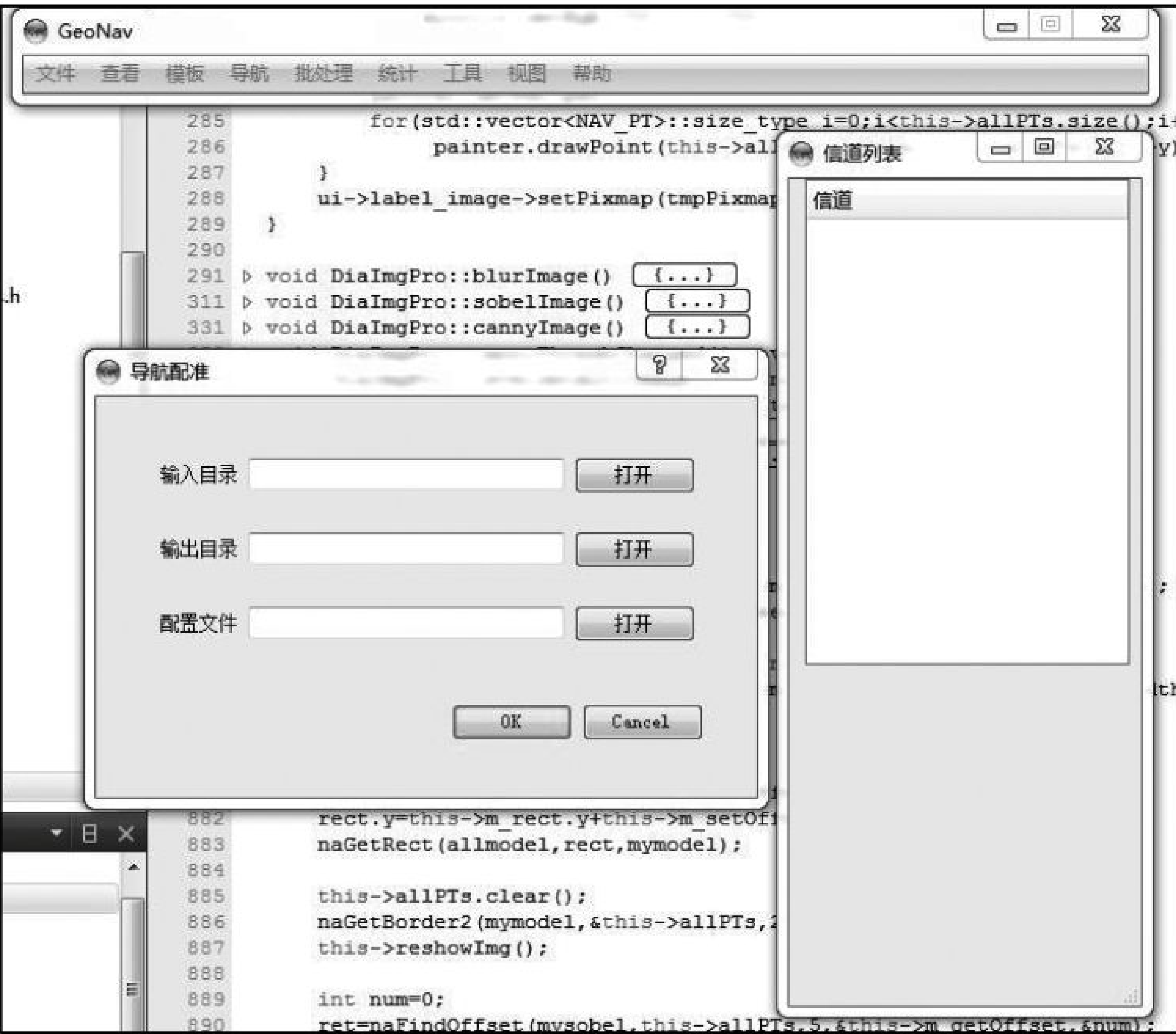


图 2-6　批处理界面

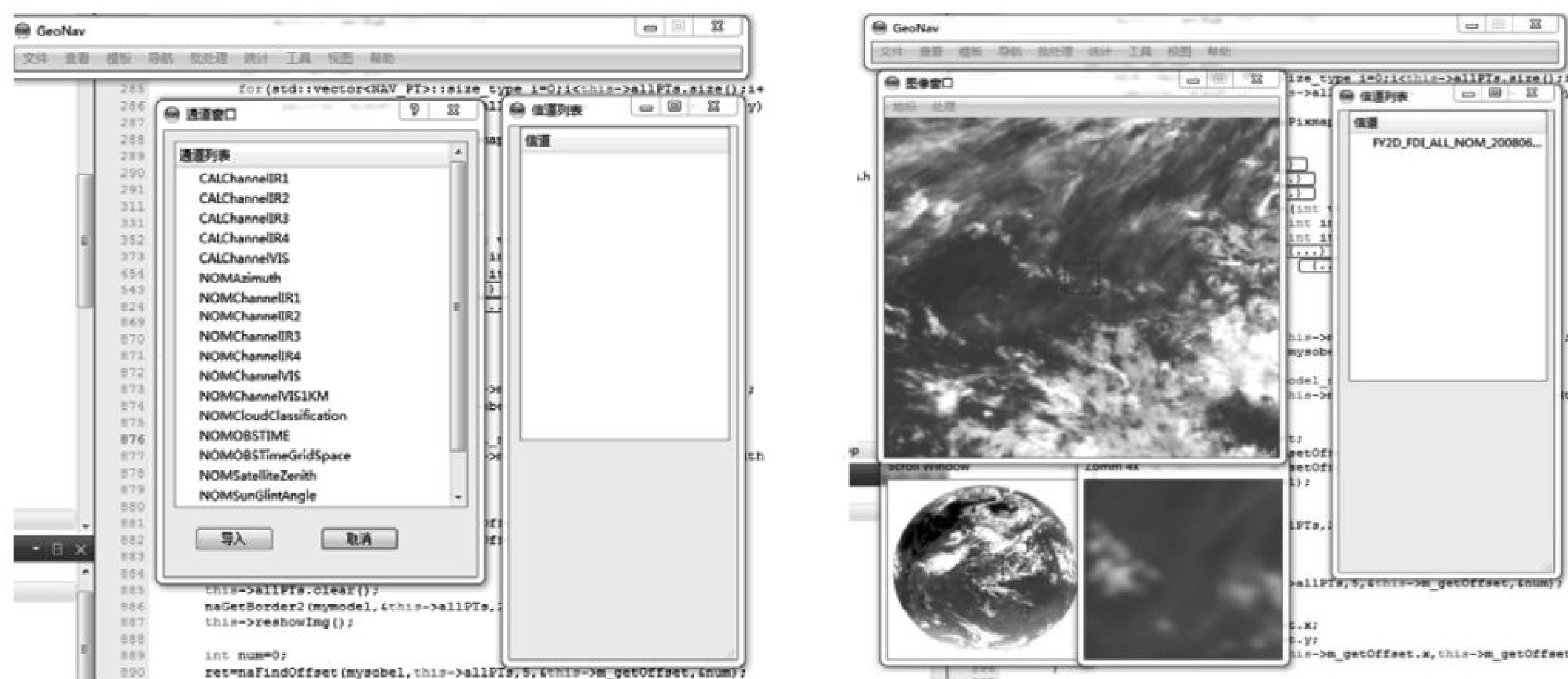
录是待处理的存放 HDF5 文件的目录，输出目录中存放匹配结果，配置文件用于设置匹配的通道信息和区域信息。

进行模板生成时系统会进入如图 2-7 所示界面，默认的视点在赤道上空的同步轨道上，在交互界面中可以选择经度，以生成视点在不同经度上的模板。



图 2-7 模板生成界面

打开 HDF5 文件时，在选择要打开的文件后，可以看到此 HDF5 文件的通道列表，如本章上文所述，共 13 个通道，如图 2-8(a)。选择 NOMChannelIR1，便可查看红外通道 1 中的图像信息，如图 2-8(b)。



(a) 文件通道数据显示　　　　(b) 红外通道数据显示

图 2-8 HDF5 文件通道和红外通道数据显示

在红外通道数据三窗口显示界面中，可以选取待检测和匹配的区域，如图 2-9 所示。选择确定后进入边缘检测界面，如图 2-10 所示。在此界面中，可以对区域图像进行模糊和保存等处理，同时也可以对图像进行各种边缘检测算法的处理。

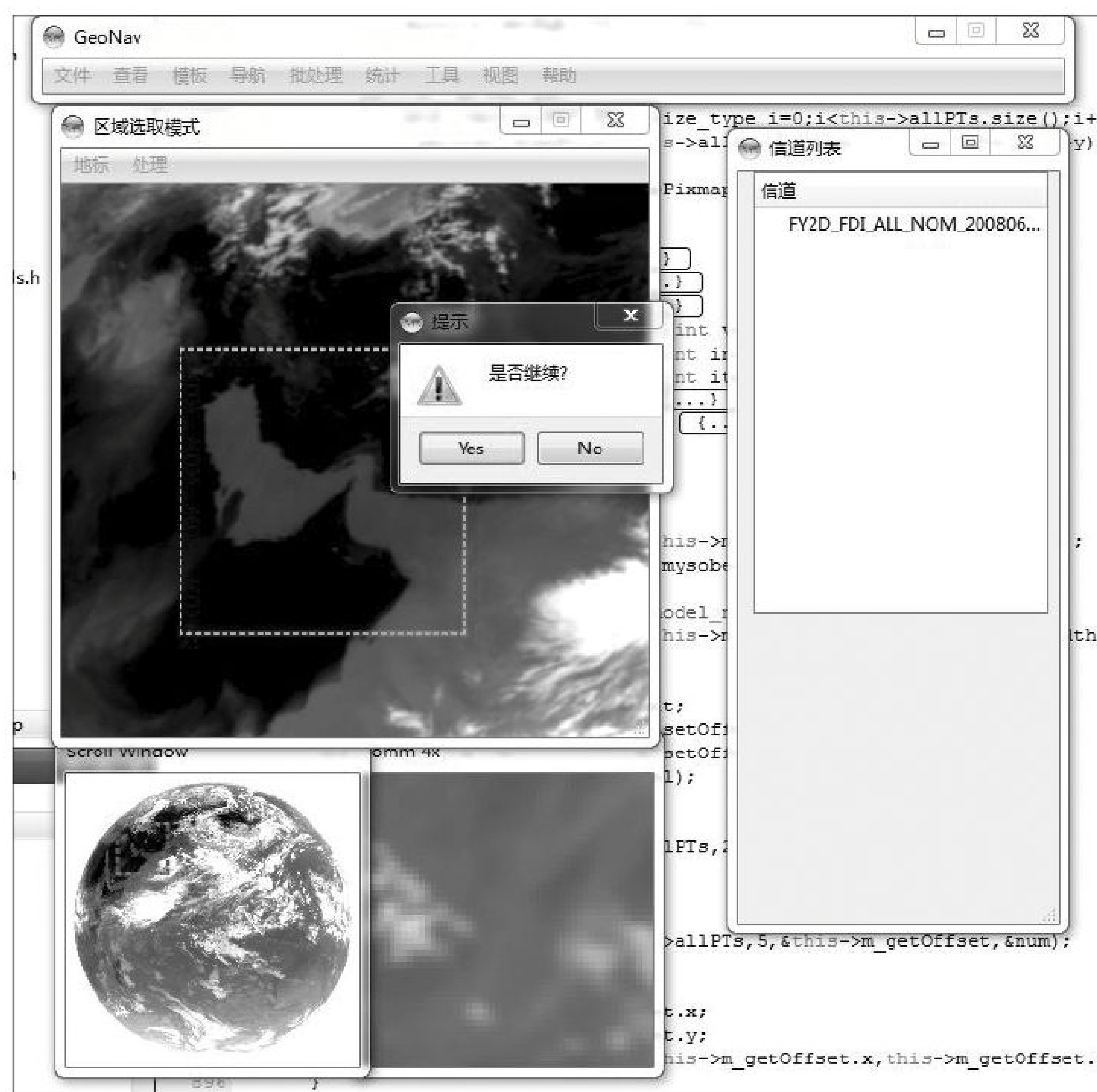


图 2-9　选择感兴趣的区域

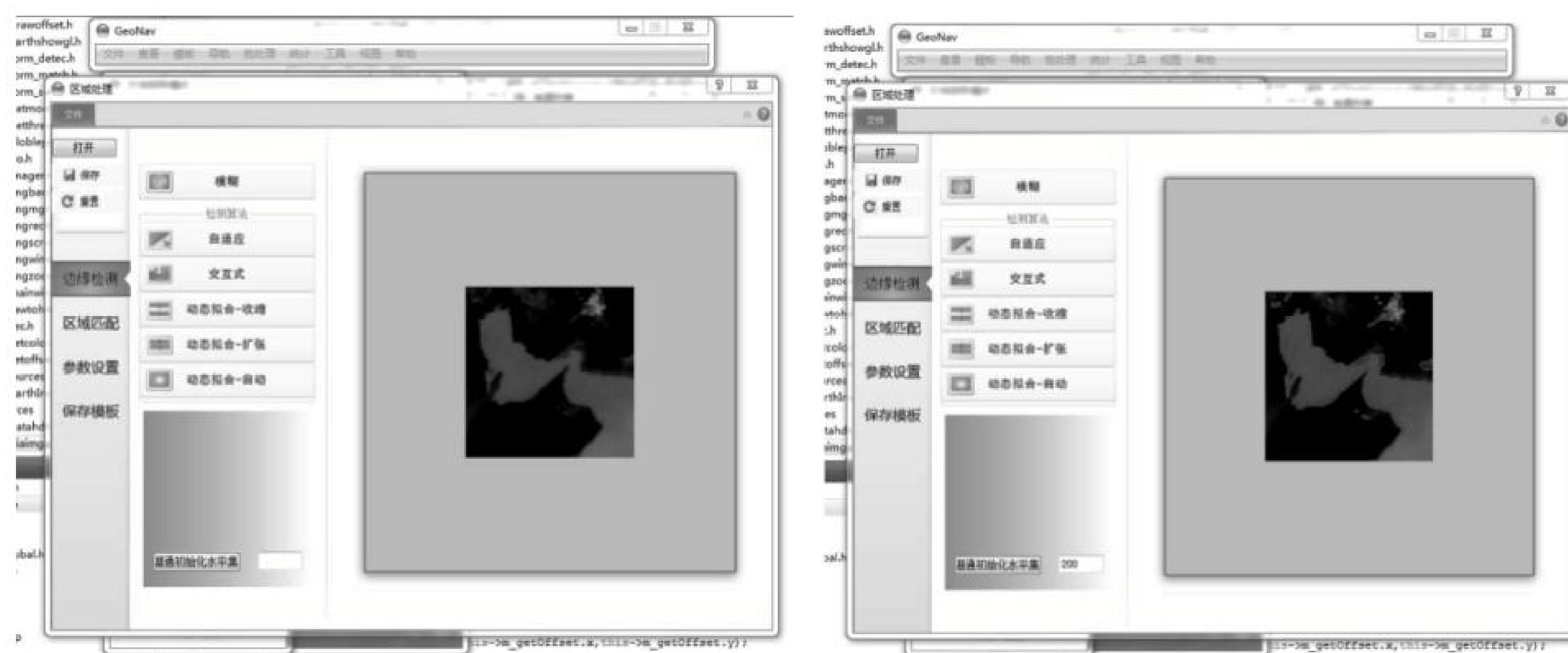


图 2-10　边缘检测界面和本章算法检测结果

2. 实验结果与分析

在本节中,我们将验证传统边缘检测算法和基于水平集的边缘检测算法,包括我们提出的新算法在静止气象卫星遥感图像中边缘检测的应用及效果对比。我们提出的基于水平集的边缘检测算法实现过程：首先生成标准地标模板,根据地标模板信息对可扩展能量模型进行初始化;其次利用可扩展区域能量模型对初始化的轮廓曲线进行演化直到收敛。从实验结果可以看出我们的算法具有理论上的优势：在能量模型的选取上,可扩展区域能量模

型同时具有基于区域能量和基于边界能量的水平集算法的特点，通过参数的调节，其行为既可以向基于区域能量模型靠拢，又可以向基于边界能量模型靠拢，具有自适应性；根据地标模板信息进行模型初始化，保证演化曲线初始位置与最终检测位置尽量接近，有利于减少迭代次数，提高算法准确性和稳定性。

1）我们的算法与 sobel 算子、canny 算子和 Li 水平集算法对比

在图 2-11 中，海岸线受云影响较少，清晰度较高，sobel 算子检测出不连续的边缘点，canny 算子效果较好，Li 模型向内演化和向外演化均没有演化至正确位置，我们所给的算法效果较好。

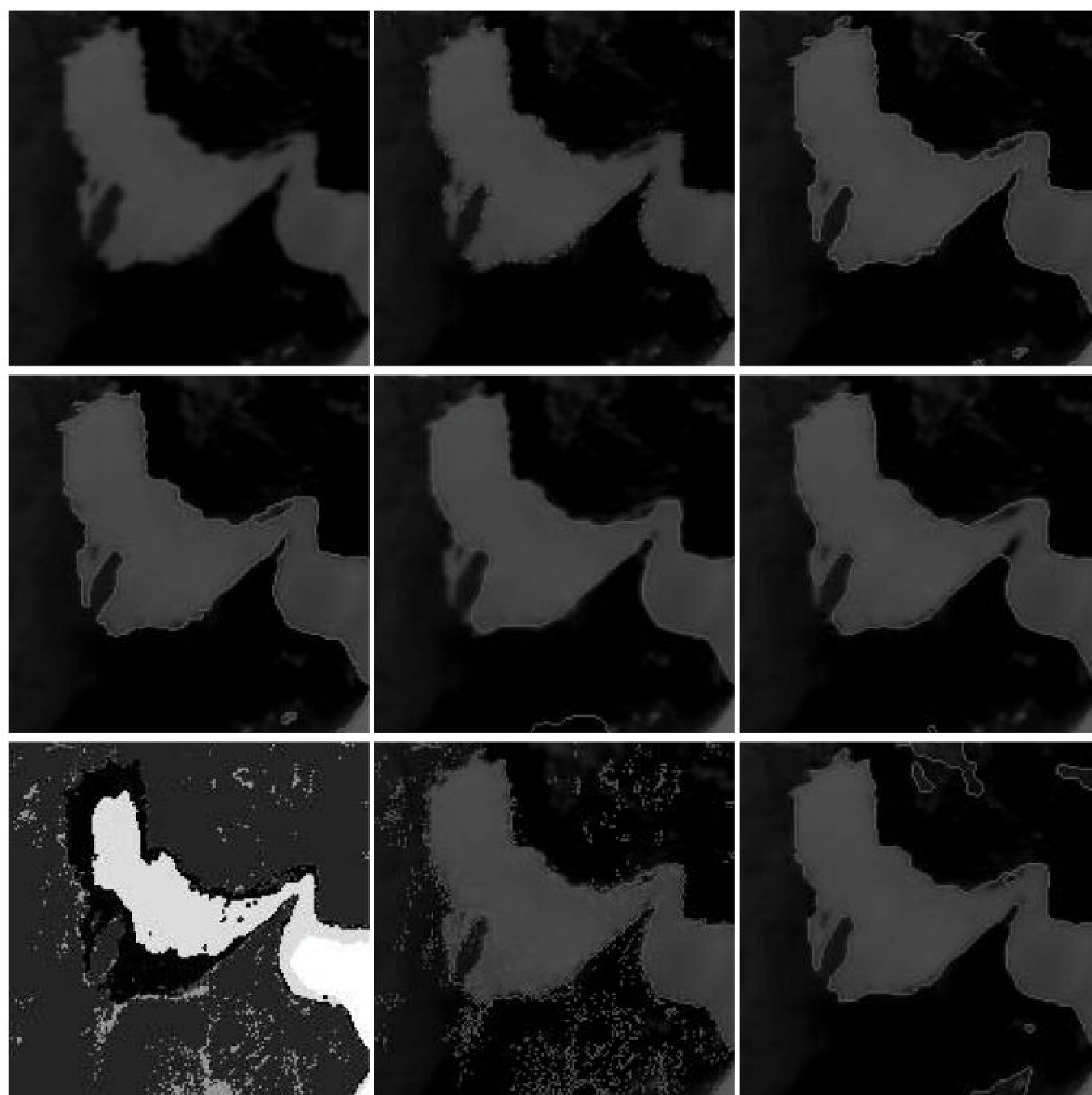


图 2-11　算法对比结果。从左到右自上而下依次是原图，sobel 算子处理结果，canny 算子阈值 42～123 处理结果，canny 算子阈值 58～174 处理结果，Li 模型向内演化结果，Li 模型向外演化结果，地标模板，我们所给算法初始化轮廓，算法处理结果

在图 2-12 中，遥感图像中有少许的云，sobel 算子检测出不连续的边缘点，canny 算子表现良好，Li 模型向内演化和向外演化算法均有良好的表现，我们的算法表现良好。

在图 2-13 中，遥感图像中的海岸线的灰度处于渐变状态，sobel 算子检测边缘不连续，canny 算子检测边缘也有断续的部分，Li 模型向内演化算法和向外演化算法均能检测出绝大部分的海岸线，但是与我们算法处理结果相比，缺少了海岸线的一部分细节。

2）模板初始化水平集算法与普通初始化水平集算法对比

由图 2-14 及图 2-15 处理效果来看，基于模板初始化的水平集算法迭代 20 次后即可检测出准确的海陆边界，而普通初始化的水平集算法在迭代 2000 次后依然无法完全检测出海陆边界，基于模板初始化的水平集算法在运算量和准确率方面均有较大的优势。

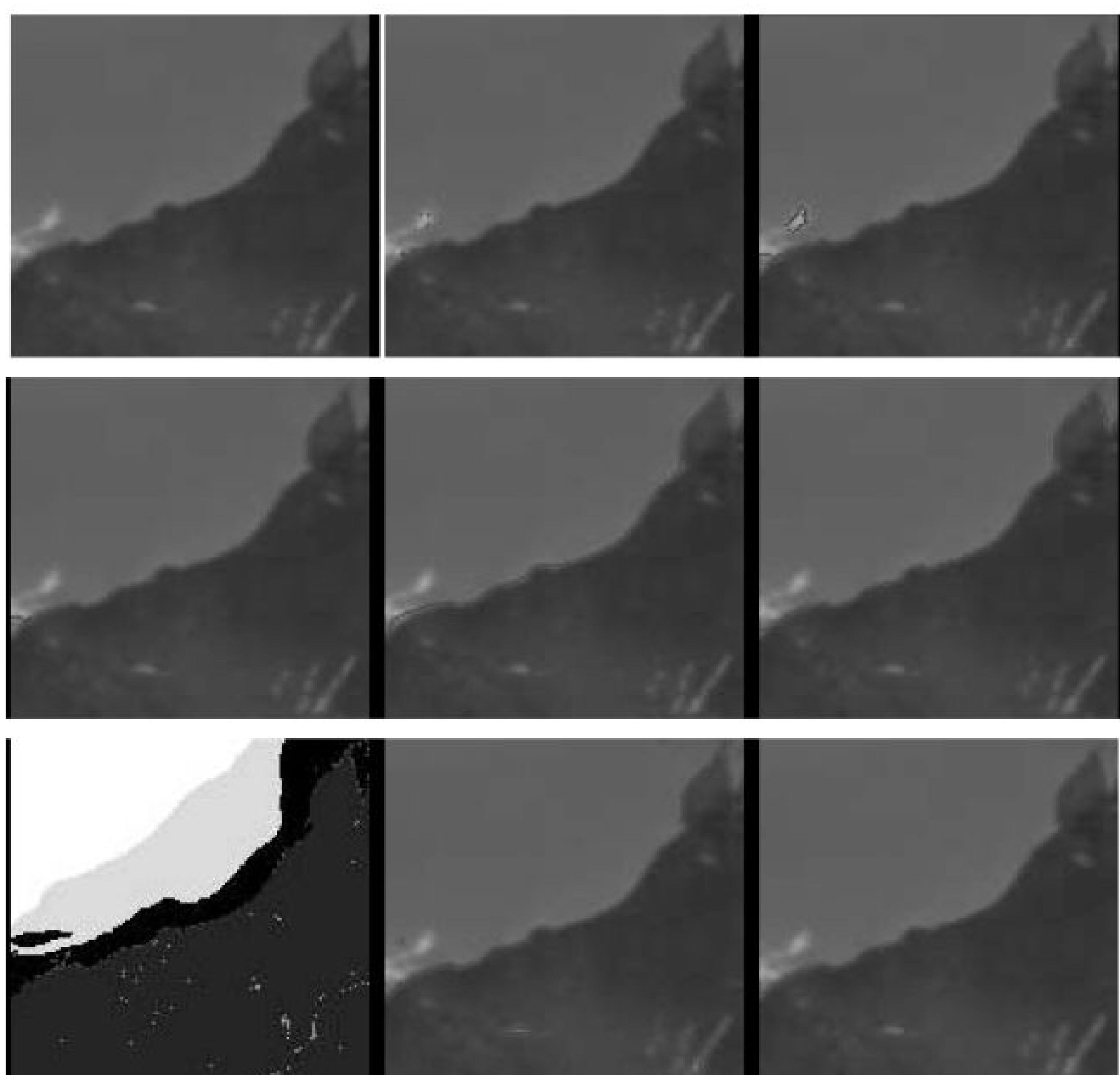


图 2-12　算法对比结果。从左到右自上而下依次是原图，sobel 算子处理结果，canny 算子阈值 48～144 处理结果，canny 算子阈值 67～201 处理结果，Li 模型向内演化结果，Li 模型向外演化结果，地标模板，本算法初始化轮廓，算法处理结果

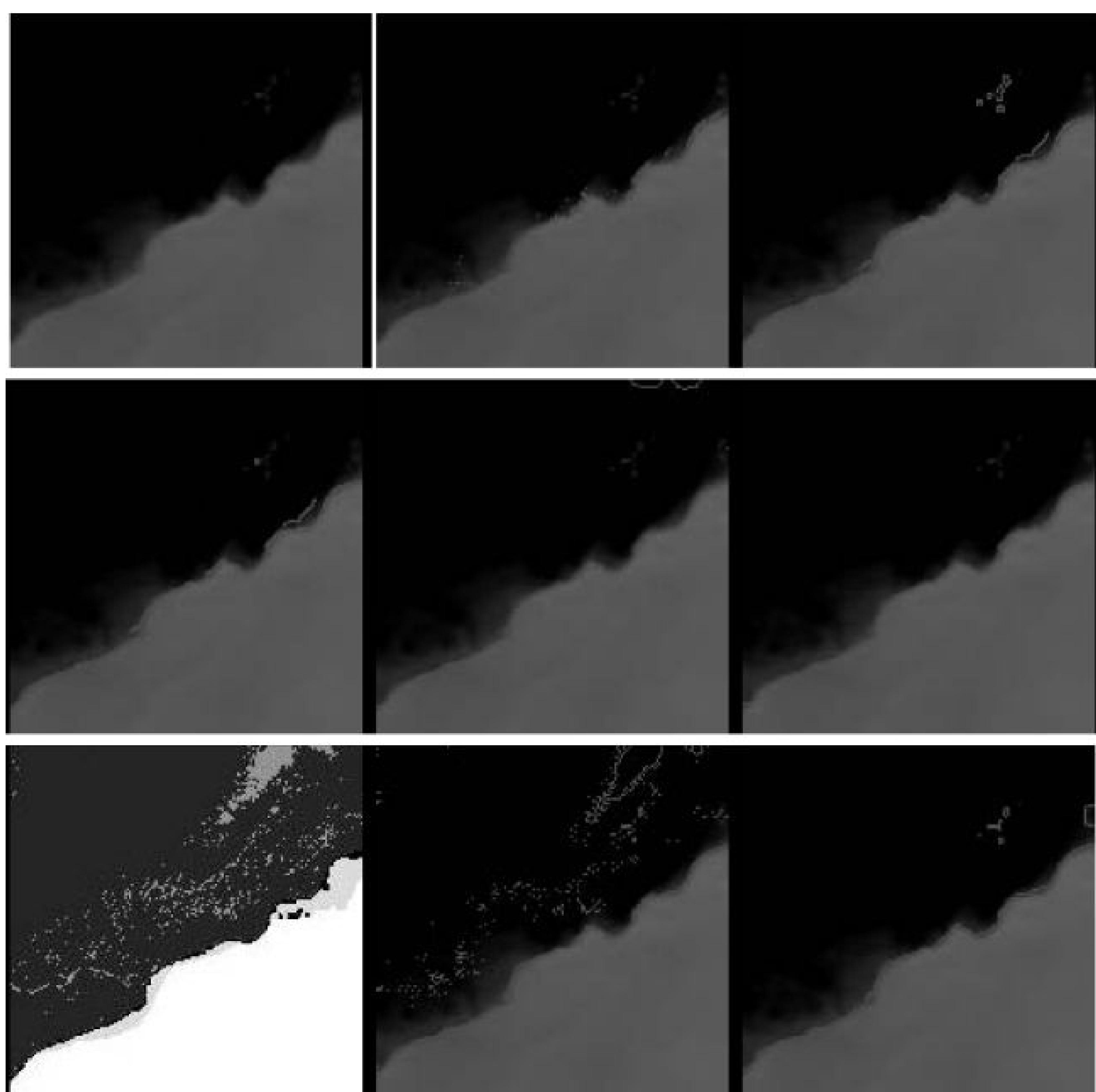


图 2-13　算法对比结果。从左到右自上而下依次是原图，sobel 算子处理结果，canny 算子阈值 37～111 处理结果，canny 算子阈值 48～144 处理结果，Li 模型向内演化结果，Li 模型向外演化结果，地标模板，我们所给算法初始化轮廓，算法处理结果

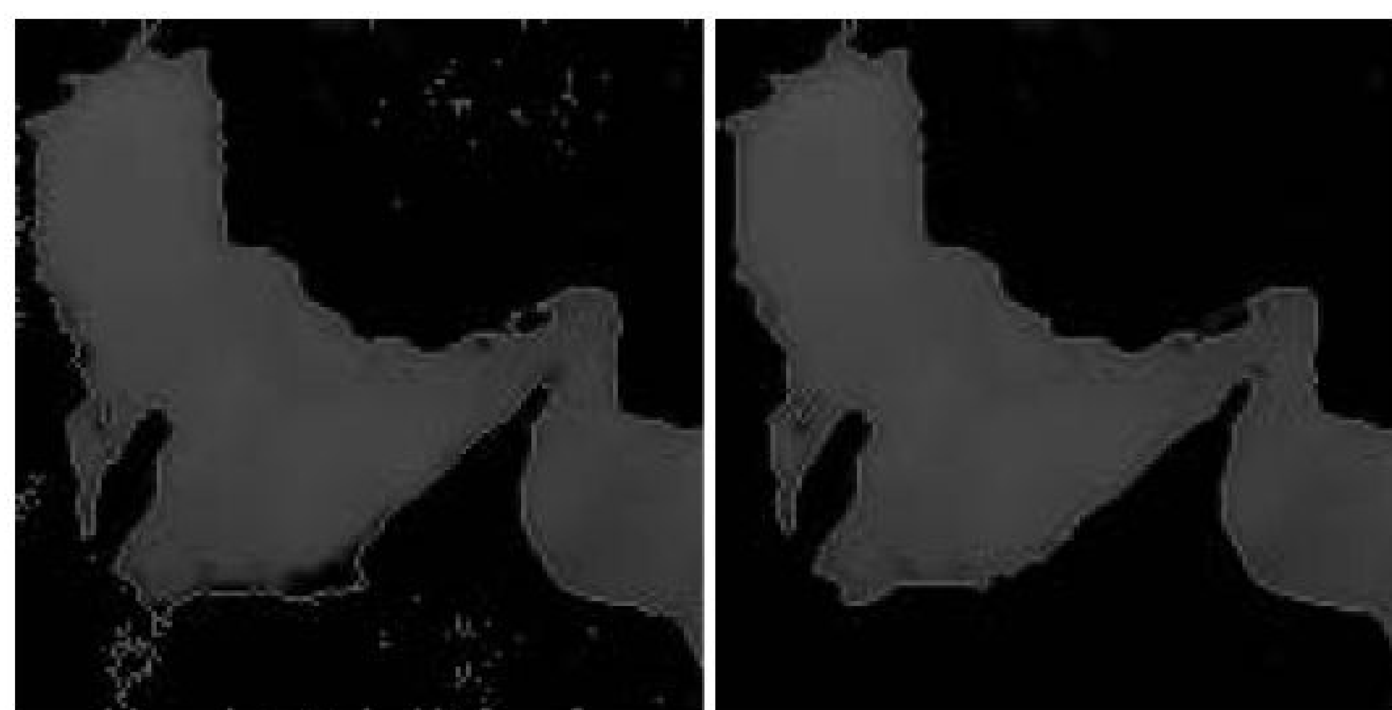


图 2-14 基于模板初始化算法。

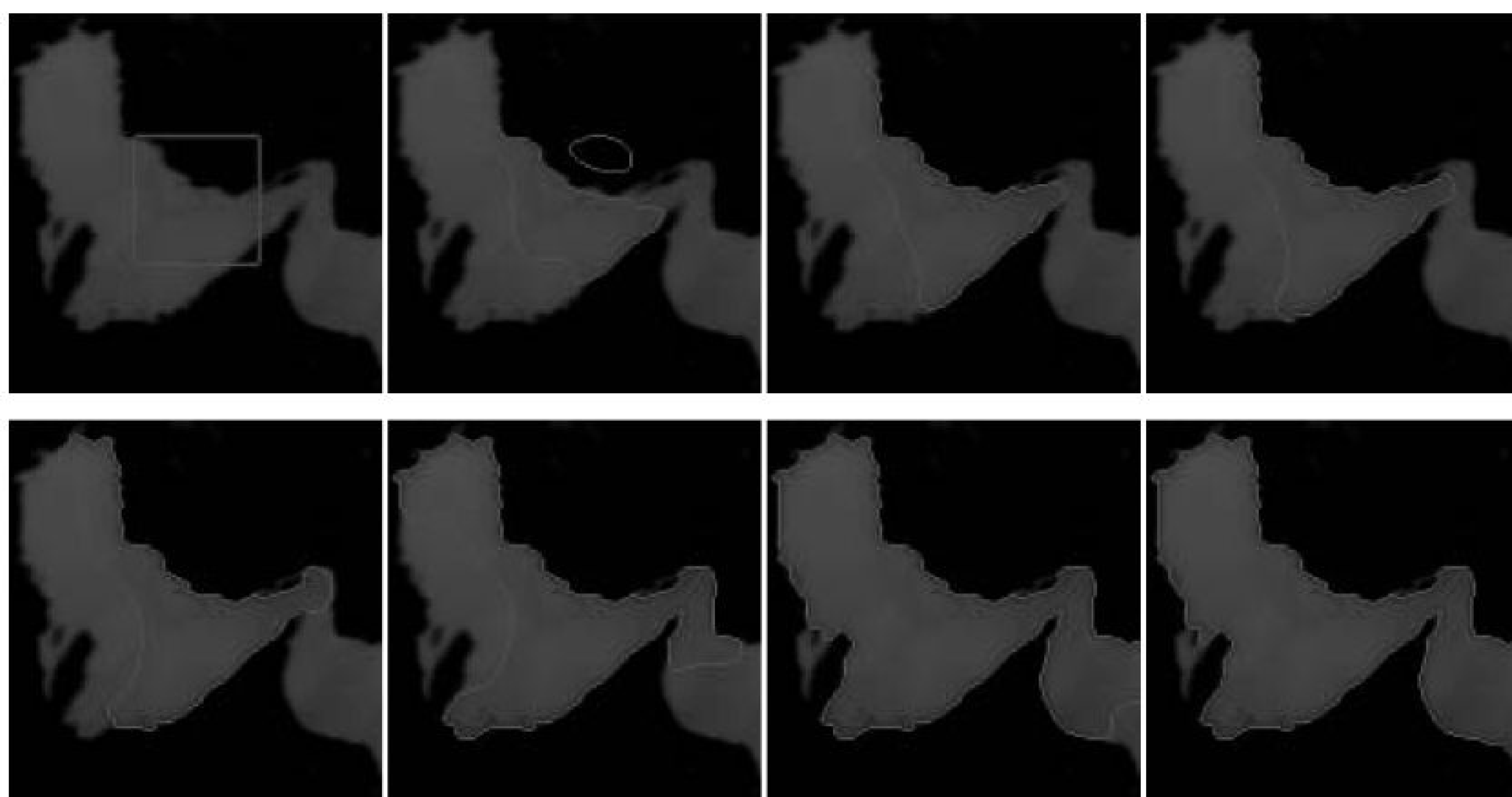


图 2-15 普通初始化处理结果。从左到右自上而下分别是普通初始化,迭代 20 次,迭代 100 次,迭代 200 次,迭代 400 次,迭代 800 次,迭代 1600 次,迭代 2000 次效果

由图 2-16 及图 2-17 可以看出,针对灰度渐变图像,基于模板初始化的水平集算法迭代 20 次后可检测出准确的海陆边界,而普通初始化的水平集算法在迭代 400 次后无法完全检测出海陆边界,其检测结果几乎不可用,基于模板初始化的水平集算法具有较大优势。

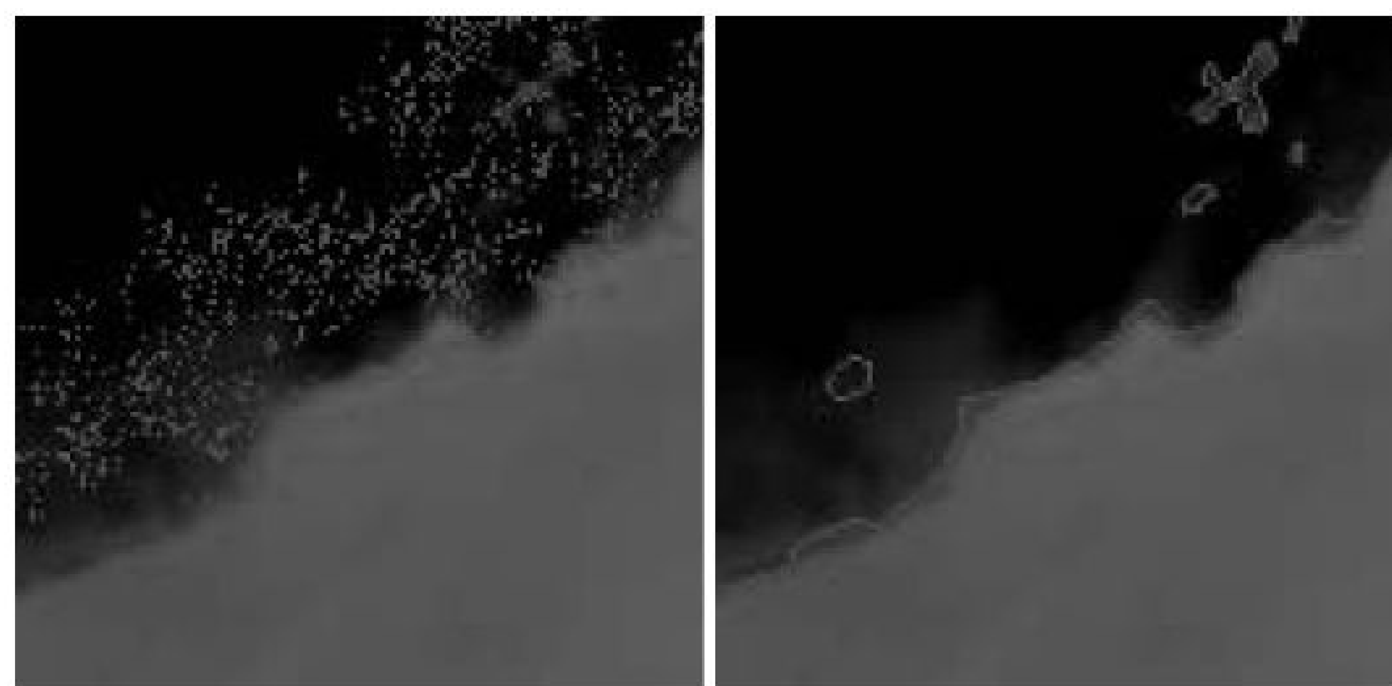


图 2-16 基于模板初始化灰度渐变图像海岸线检测

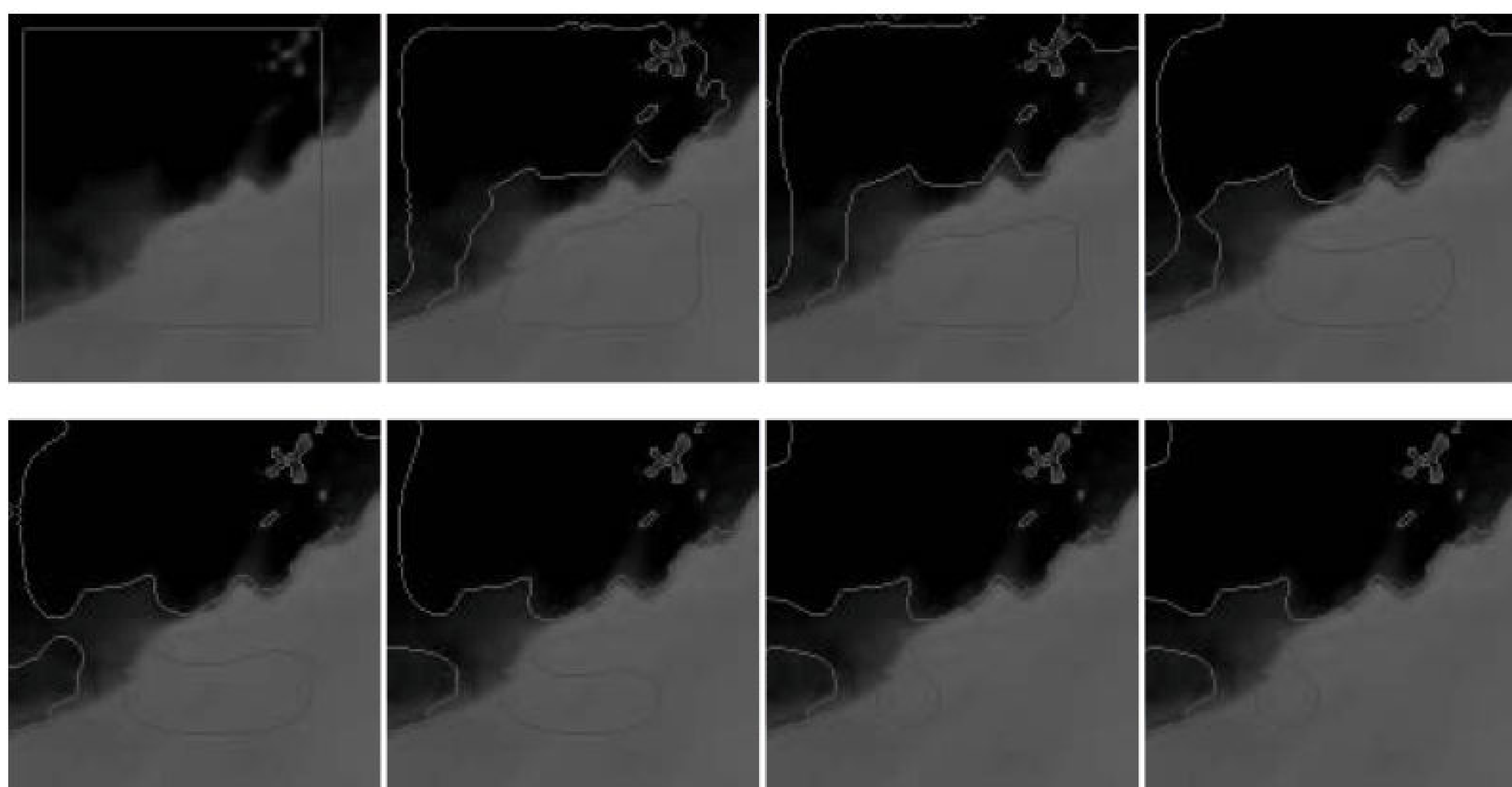


图 2-17　普通初始化方法灰度渐变图像海岸线检测。从左到右自上而下分别是普通初始化，迭代 20 次，迭代 40 次，迭代 80 次，迭代 100 次，迭代 200 次，迭代 400 次，迭代 800 次效果

2.3　海陆边缘检测

为了实现全天候的遥感图像匹配，必须结合使用可见光通道与红外通道的图像数据。可见光通道的图像数据只能在白天使用，红外通道的数据虽然可以全天候使用，但是由于昼夜温差较大，图像中海陆的灰度值在一天中是不断变化的，使用常规的基于灰度的匹配方法并不适用。由此针对可见光通道以及红外通道提出一种通用的匹配算法，选择使用基于特征的匹配方法。海陆边缘作为遥感图像的一种特征，同时存在于所有通道，且与其他特征相比包含了更多的信息。因此，下面主要研究如何对海陆边缘进行检测。

2.3.1　传统的边缘检测算法在遥感图像的应用现状

图像的边缘检测有很多经典算法，常用的是基于图像梯度，如 Sobel，Robert 等，它们的共同点是利用图像的梯度信息和设定的阈值进行边缘检测，算法速度快，实用性广，但缺点是阈值选择对结果影响较大，而且对于图像质量不高的红外图像，检测结果会出现很多噪声。

Canny 算法也是基于图像梯度的，但是加入了高斯平滑和边缘跟踪。高斯平滑可以有效去除部分噪声的影响，边缘跟踪可以将检测出的边缘片段连接成连续的边缘。Canny 算法更加复杂，可以检测出连续的边缘，但是阈值参数也更加复杂，同样，阈值的选取对边缘检测结果有较大的影响。

水平集理论从另一个角度实现边缘的检测，基于水平集理论的边缘检测将边缘看作二维空间的闭合曲线，通过三维空间的水平集函数体现出来，该水平集函数根据图像数据建立能量模型，在使能量最小化的过程中，将曲线向图像中的边缘靠拢。基于水平集理论的边缘检测可以根据不同的目标应用不同的能量模型，从而获得较好的检测结果，可广泛应用于三维重建、目标识别、图像分割等领域。但是由于边缘的检测是一个迭代的过程，算法需要大量的计算，实时性较差。

针对传统边缘检测算法的不足，国内外的学者都进行了大量研究，提出了各种优化算

法，在保留原有算法的基础上，提升算法的效率。王植等[11]提出了一种改进的 canny 算法，在生成图像梯度后，利用梯度相关信息生成动态阈值，进而实现了 canny 的自适应阈值。该方法对噪声和边缘细节的处理进行了优化，实现了边缘检测的自动化。Ruiz 等[12]针对多通道的卫星遥感图像，在动态阈值分割的基础上，对海陆边缘的自动检测进行了研究。实验结果证明，在分辨率为 20～30m/pixel 的遥感图像中，可以精确地提取海陆边缘。Chunming Li 等[13]针对医学图像同质目标强度不均匀的问题，提出了一种基于区域的动态轮廓模型，该方法在传统水平集分割的基础上进行了优化，使得算法精度和效率都得到了提高。李晖等[14]针对遥感图像的纹理特点，提出了一种基于向量场模型的多光谱遥感图像分割方法。该方法通过建立相似性函数的距离度量来自适应选择特征，取得了较好的分割效果。

以地标为单位进行海陆边缘检测时，由于遥感图像质量会随时间不同而发生变化，如果使用基于梯度和阈值的边缘检测，则不可能为所有时间和区域的遥感图像采取统一的阈值，因此需要采用动态阈值方法，而目前的动态阈值是使用直方图进行统计，然后得到相应的阈值。阈值选取准则不同，也会对最后的结果造成影响。

由于陆地区域的植被、气候等地理因素，即使同属于陆地区域，像素灰度值的差别也可能会很大。传统边缘检测很难处理这个问题，但是基于水平集理论的边缘检测可以较好地处理同质目标强度不均匀的问题。然而传统水平集边缘检测的效率不高，且初始化操作会对结果有一定影响，并不适用于灰度变化剧烈的遥感图像。

综上，本节将针对静止卫星遥感数据的特点提出一种新的海陆边缘检测算法。

2.3.2 基于动态阈值和水平集的海陆边缘检测

针对遥感图像各通道的图像数据特点，提出一种新的海陆边缘自动检测方法，该方法先使用动态阈值对遥感数据进行粗略分割，然后再使用分割结果对水平集函数进行初始化，从而提高了边缘检测的效率和精度。

由于遥感图像的可见光通道在夜晚是不能使用的，因此在对图像数据进行下一步处理之前，首先要判断该数据是否处于光照下，如果是，则各通道数据均可以使用；否则，只能使用红外通道的数据。

假设进行边缘检测的数据是已经通过了云检测的，对其进行动态阈值检测，得到阈值。以白天的可见光通道为例，低于该阈值的为海洋，高于该阈值的为陆地，由此将图像分割为两个部分。由于这两个部分已经非常接近真正的海陆边缘了，因此在此基础上初始化水平集函数，可以迭代比较少的次数就可以找到真正的海陆边界。算法步骤如下：

(1) 获取地标的遥感数据，判断该地标是否在光照下，以决定是否使用可见光通道的数据。

(2) 使用动态阈值检测对遥感图像进行二值化操作。

(3) 使用二值化结果对水平集函数进行初始化。

(4) 定义水平集演化方程和演化结束条件，对水平集函数进行演化，直至演化结束。

接下来将对算法细节进行描述。

1. 地标光照判断

对于某一时刻的遥感数据，可能某些地标处于光照之下而某些没有，如图 2-18 所示。对于某个地标的图像数据进行处理之前，应该先判断其是否处于光照之下。

可以直接利用可见光通道的数据进行判断，根据风云 2C 的可见光通道数据格式描述，天空区域灰度值为 0，除去灰度值为 0 的部分，灰度值最低的像素是处于黑夜的。根据这个特点，首先生成整个遥感图像可见光通道的直方图，如图 2-19 所示。

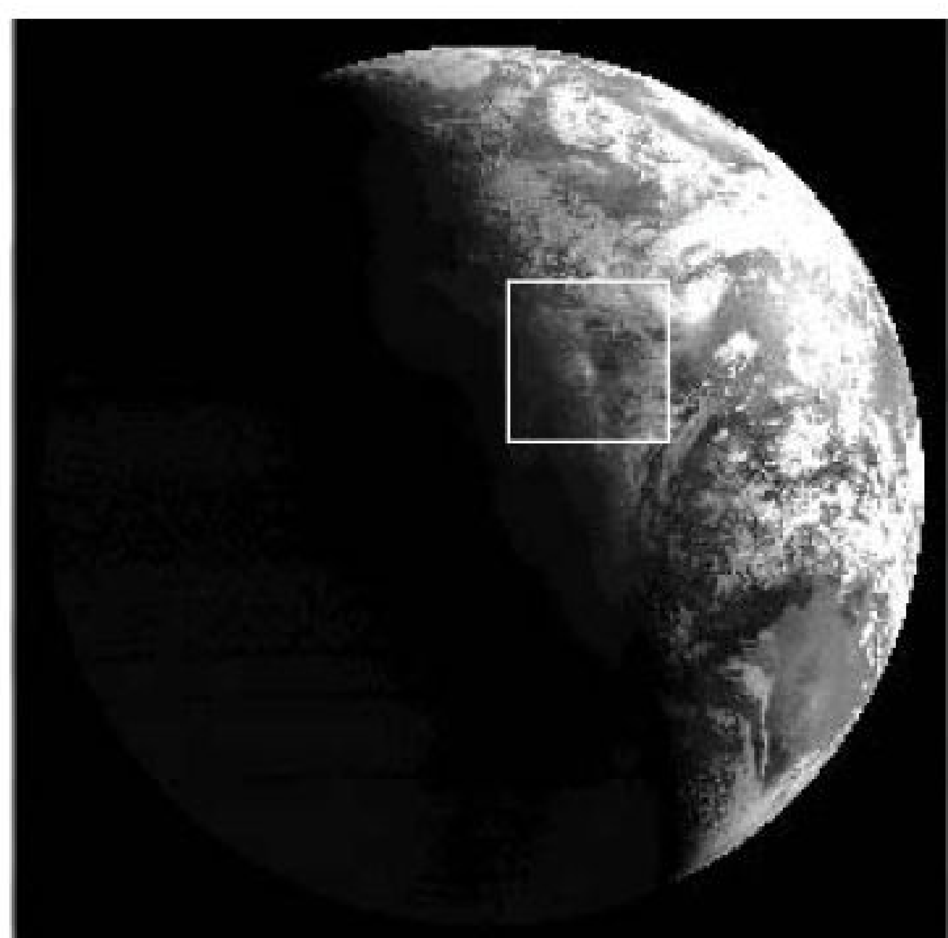


图 2-18　可见光通道光照示意图

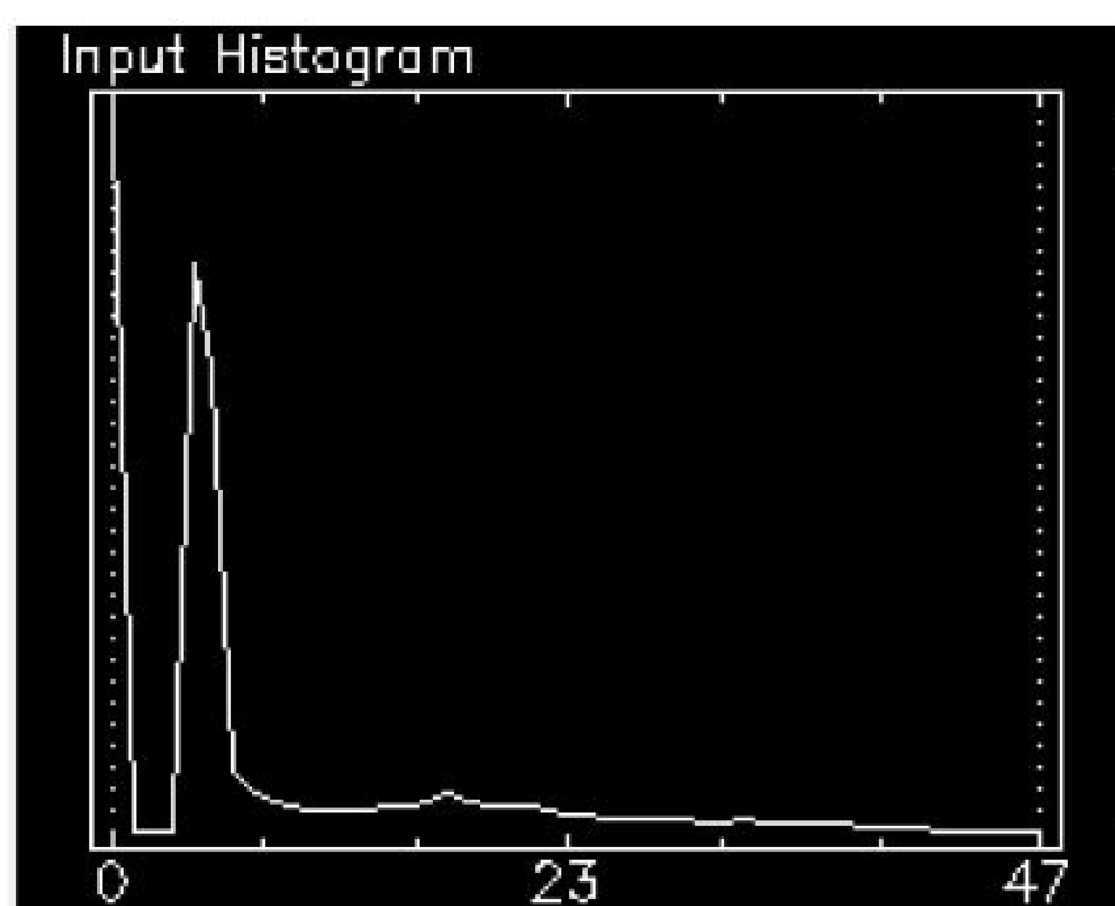


图 2-19　可见光通道直方图

其中，除去 0 灰度值的峰值部分，最小灰度的峰值部分代表了没有光照的那部分像素的灰度，因此扫描每个地标，如果其数据中包含了这部分的灰度，则说明该地标有一部分没有处于光照下，因此不对其可见光通道进行处理。

对于每个静止卫星来说，获取图像的时间是一定的，也就是说，除去卫星姿态的因素，每天同一时刻的遥感数据，其光照情况是一样的。因此可以每隔一段时间对一天的数据生成一次光照情况，以供这段时间的所有数据使用。

2. 动态阈值生成

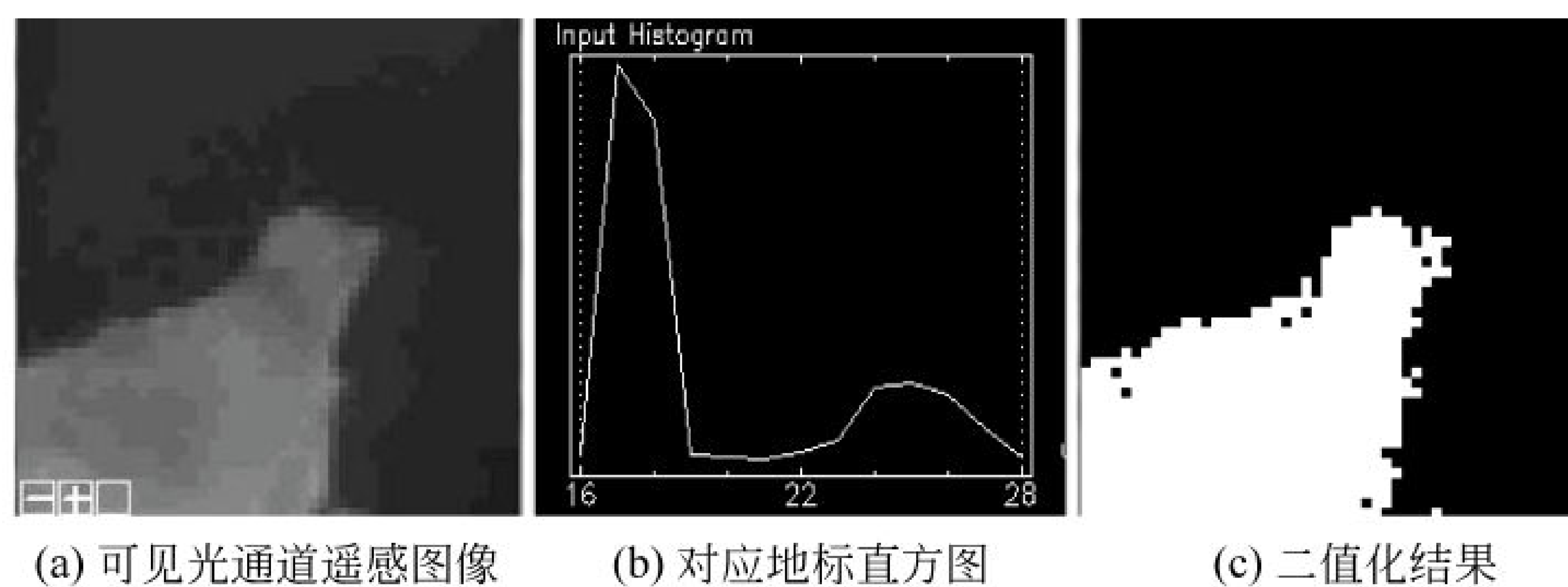
动态阈值生成一般采取直方图的方法，使用直方图对图像数据灰度值进行统计，并根据直方图所呈现的形态决定阈值大小。由于用于边缘检测的地标都是通过了云检测的。根据前文的描述，这些地标的直方图都应该是规则的，具有明显的两个区域，一个区域表示陆地，另一个区域表示海洋，而第一个区域峰值的右侧底部即为需要计算的动态阈值。因此可以使用云检测中动态阈值生成的方法得到该阈值。其步骤如下：

(1) 获取该地标的直方图。

(2) 对直方图进行平滑操作。

(3) 求平滑后直方图的二阶导数，其最大值所对应的灰度即为所求。

以某地标区域可见光通道为例，其动态阈值生成与二值化过程如图 2-20 所示。



(a) 可见光通道遥感图像　(b) 对应地标直方图　(c) 二值化结果

图 2-20　动态阈值生成与二值化过程

3. 基于水平集的海陆边缘检测

经过动态阈值二值化，地标区域已经被粗略地分成了两个区域，且与真实的海陆区域非常接近了。在此基础上，使用水平集方法对海陆区域的分割情况进行演化，以得到最优分割结果。

1）使用动态阈值二值化结果对水平集函数进行初始化

设水平集二维函数为 $\phi(x,y)$，$\phi(x,y)=0$ 表示零水平集曲线，初始化过程是对 $\phi(x,y)$ 进行初始化，具体初始化过程为：遍历地标二值化结果的所有像素，并根据地标二值化结果中每个像素值的大小，依次对水平集二维函数 $\phi(x,y)$ 进行初始化，生成初始化边界曲线。例如：若地标二值化结果中的某一像素值为 0（0 表示陆地区域），则将与此像素所对应的 $\phi(x,y)$ 置为负数（负数可以根据实验要求进行确定，在此不作限定，本章实施例中负数值取 -2），若地标二值化结果中的某一像素值为 1（1 表示水区域），则将与此像素所对应的 $\phi(x,y)$ 置为上述负数的相反数（本章实施例中值为 2）。

2）定义水平集演化方程，用地标遥感图像灰度信息对水平集函数进行演化

演化方程的定义为公式（2-33）。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}=-\delta_{\varepsilon}(\phi)(\lambda_1 e_1-\lambda_2 e_2)+\upsilon\delta_{\varepsilon}(\phi)\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)+\mu\left(\nabla^2\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)\right) \tag{2-33}$$

式中：ϕ 为水平集函数，t 为时间（水平集函数 ϕ 是时间 t 的函数，t 是水平集函数的演化时间），∇ 为梯度，div 表示散度。

驱动零水平集曲线向真实的边缘靠近。公式（2-34）表示狄拉克（Dirac）函数。

$$\delta_{\varepsilon}(x)=H'_{\varepsilon}(x)=\frac{1}{\pi}\frac{\varepsilon}{\varepsilon^2+x^2} \tag{2-34}$$

$$e_i(x)=\int K_{\sigma}(y-x)\,|\,I(x)-f_i(y)\,|^2\mathrm{d}y,\quad i=1,2 \tag{2-35}$$

其中，$K_{\sigma}(u)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\sigma^n}\mathrm{e}^{-|u|^2/2\sigma^2}$ 为标准差为 σ 的高斯核函数。$f_i(x)=\frac{K_{\sigma}(x)\times[M_i^{\varepsilon}(\phi(x))I(x)]}{K_{\sigma}(x)\times M_i^{\varepsilon}(\phi(x))}$，$i=1,2$ 分别是对水平集曲线内部和外部平均灰度值的估计。

$$M_1^{\varepsilon}(\phi)=H_{\varepsilon}(\phi),M_2^{\varepsilon}(\phi)=1-H_{\varepsilon}(\phi) \tag{2-36}$$

式（2-33）中，υ 为水平集曲线长度权重，μ 为内部能量权重，为收敛驱动力权重，ε 为狄拉克（Dirac）函数的参数。在实验中，使用 $\sigma=3.0$，$\varepsilon=1.0$，$\lambda_1=1.0$，$\lambda_2=2.0$，$\Delta t=0.1$，$\mu=1$ 和 $\upsilon=0.004\times255\times255$，$I$ 为待检测遥感图像，$\phi=0$ 为零水平集曲线。

3）判断演化是否结束

一般的水平集算法都会提前设置迭代次数，次数越大，得到的结果越接近真实边缘，同时也会消耗更多的时间。实际上，在迭代刚开始时，边缘变化是非常显著的，但是随着迭代次数的增加，边缘变化将会越来越缓慢，如图 2-21 所示。

根据这个特点，可以设置一个阈值用来控制迭代次数，当前后两次演化中零水平集曲线的变化在给定阈值范围内时，认为是演化结果，如 95%。此时的零水平集曲线即为最终的检测结果，如图 2-22 所示。

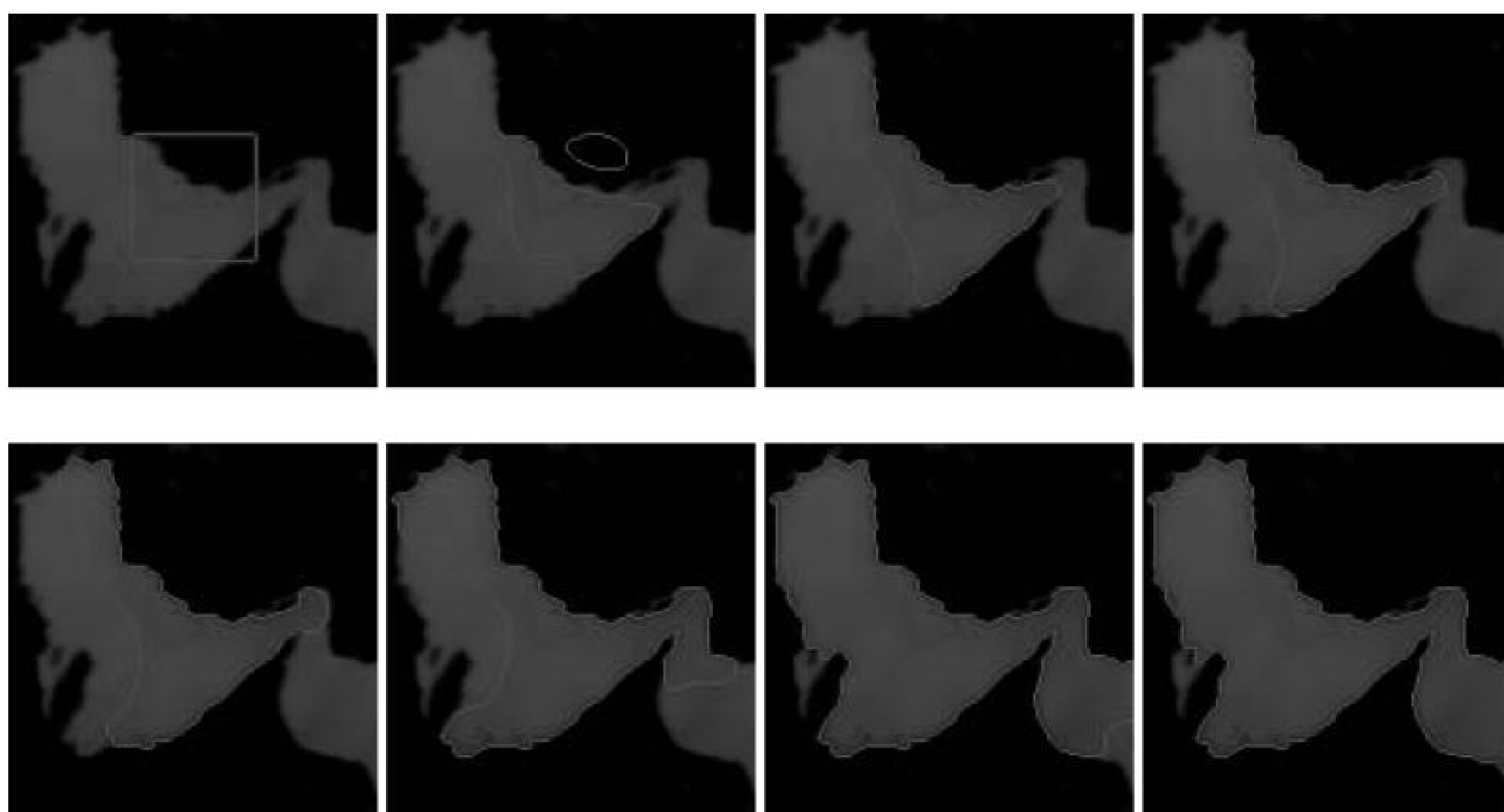


图 2-21　从左到右自上而下分别是普通初始化，迭代 20 次，迭代 100 次，迭代 200 次，迭代 400 次，迭代 800 次，迭代 1600 次，迭代 2000 次（最终）效果



(a) 基于动态阈值二值化初始化效果　(b) 迭代20次(最终)效果

图 2-22　基于动态阈值的边缘检测

2.4　基于改进 LOG 和 Canny 算子的遥感图像边缘检测

当图像存在噪声时，由于噪声和边缘均具有高频性质，因此在边缘检测过程中可能检测出伪边缘。另外，检测边缘时还可能出现边缘不完整或边缘过宽的问题[15]。因此，如何提高边缘检测算法的性能是图像处理的研究重点。在众多经典的图像边缘检测算法中，LOG 算子和 Canny 算子检测出的图像边缘较为完整和连续。但这两种算法对噪声都存在不同程度的敏感，且高斯参数和梯度阈值的选取也是影响检测性能的重要因素。针对上述问题，我们对这两种算法进行了改进。

2.4.1　LOG 算子

利用零交叉点方法检测边缘点具有对各种噪声非常敏感的缺点。因此人们期望通过在图像边缘检测之前采用滤波方法消除或降低噪声的影响。基于这种思路，Marr 和 Hildreth 综合高斯滤波和拉普拉斯边缘检测方法，提出了 LOG（Laplacian of Gaussian）算法，即拉普拉斯高斯算法。LOG 算子具有如下特征：

（1）边缘检测前的平滑滤波采用高斯滤波器过滤图像噪声。

(2) 图像增强采用二维拉普拉斯函数(近似二阶导数)。

(3) 边缘检测依据二维拉普拉斯函数零交叉点原理,并利用一阶导数峰值判据进行进一步过滤。

(4) 边缘定位使用线性内插方法,定位精度可达子像素分辨率。

LOG方法的基本原理是先将待处理图像和高斯滤波函数进行卷积运算,其目的是平滑图像并抑制噪声。因为平滑处理导致边缘的不同程度的延展,所以边缘点只能是局部梯度最大值的点。边缘检测通过二阶导数的零交叉点计算来实现。拉普拉斯函数是无方向算子,可用作二阶导数的近似值。通过零交叉点的一阶导数计算来避免检测出非显著边缘,只有当一阶导数大于某一阈值时方可视为边缘点。

LOG算子输出结果 $h(x,y)$ 定义为:

$$h(x,y)=\nabla^2[g(x,y)*f(x,y)] \tag{2-37}$$

根据卷积求导法有:

$$h(x,y)=[\nabla^2 g(x,y)]*f(x,y) \tag{2-38}$$

其中:

$$\nabla^2 g(x,y)=\frac{1}{\pi\sigma^4}\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}-1\right)e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

LOG算子常用的5×5模板如图2-23所示。

0	0	−1	0	0
0	−1	−2	−1	0
−1	−2	16	−2	−1
0	−1	−2	−1	0
0	0	−1	0	0

图 2-23 5×5 拉普拉斯高斯模板

2.4.2 Canny 算子

边缘检测的根本问题是取得增强图像边缘与提高抗噪能力间的平衡,由于在频域中图像边缘和图像噪声均为高频信号分量,通过简单的微分运算检测边缘时不可避免地受到图像噪声的影响,因此一般在进行微分运算之前需要采用某种线性滤波手段以降低图像噪声干扰。针对这一问题,John Canny基于如下三个标准提出了最优的Canny算子。

(1) 检测精度高:利用信噪比(SNR)表示误检概率,确保检出的都为真实边缘且无遗漏。

(2) 定位精度高:检测到的边缘点距离边缘中心最近。

(3) 单一响应值:每个真实的边缘点只对应一个响应值。

Canny算子基本思想与LOG算子类似,都是先利用准高斯函数对图像进行线性滤波。图像 $f(x,y)$ 和高斯滤波函数卷积后,得到平滑后的图像 $f'(x,y)$ 为

$$f'(x,y)=g(x,y)*f(x,y) \tag{2-39}$$

其中,$g(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$。

$f'(x,y)$ 的一阶偏导可利用有限差分近似定义为:

$$\begin{aligned}f'_x&=[f'(x+1,y)-f'(x,y)+f'(x+1,y+1)-f'(x,y+1)]/2\\ f'_y&=[f'(x,y+1)-f'(x,y)+f'(x+1,y+1)-f'(x+1,y)]/2\end{aligned} \tag{2-40}$$

梯度幅值和方向为:

$$\begin{aligned}M(x,y)&=\sqrt{f'^2_x+f'^2_y}\\ \theta(x,y)&=\arctan\left(\frac{f'_y}{f'_x}\right)\end{aligned} \tag{2-41}$$

通过对梯度幅值进行非极大值抑制去除了非边缘点，最后利用双阈值算法完成边缘的检测和链接。Canny 算子很好地解决了噪声抑制和边缘检测这一对矛盾，具有较好的检测性能，是一种非常实用的边缘检测算子。

2.4.3　LOG 和 Canny 算子抗噪性能对比

在经典的边缘检测算子，LOG 算子和 Canny 算子是两种性能最优的算子。这两种算子具有计算简单和速度快的优点，且对噪声有一定的抑制能力。但对噪声成分较复杂的真实图像，抗噪性能仍然较低，图像边缘检测结果不十分稳定可靠，很难对边缘精确定位。主要有如下原因：

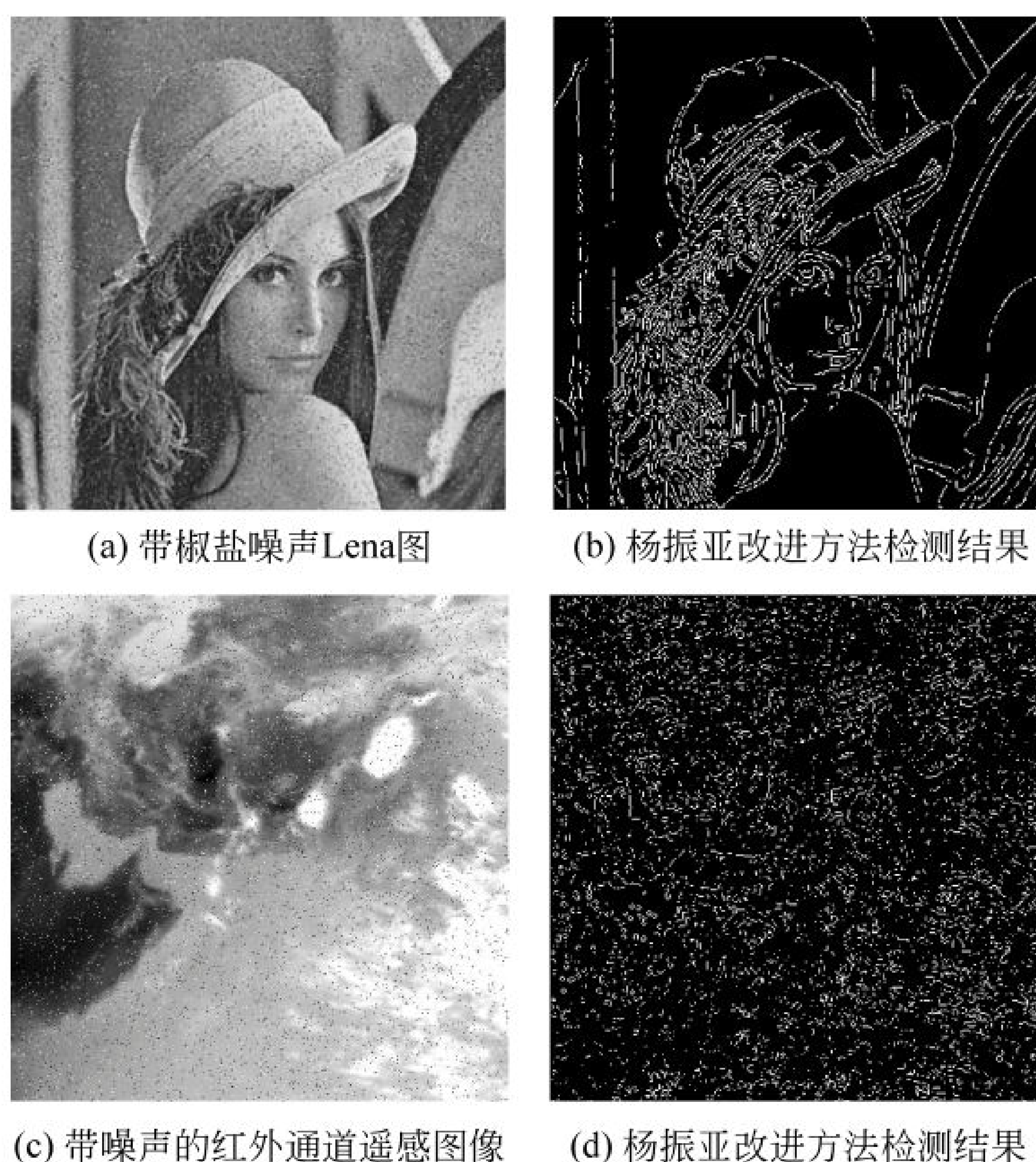
(1) 实际图像边缘的灰度值与理想的边缘灰度值间总有一定程度的区别，算子难以避免检出伪边缘。

(2) 图像边缘存在于多种尺度上，这些固定大小的算子很难检测出多种尺度上的全部边缘信息。

(3) 由于边缘和噪声均具有高频特点，因此对噪声都比较敏感。

考虑到实际图像的复杂性，LOG 算子和 Canny 算子的平滑模板显得过于简单。因此，必须设计一种自适应的线性滤波模板增强边缘检测算子的抗噪性能，希望能够较好消除噪声引起的伪边缘、边缘漏检等现象。

基于上述思路，在文献[16]中，作者提出了基于自适应空间域平滑加权模板的改进 LOG 算法，该方法对于抑制人物图像椒盐噪声具有一定的效果。但是对于遥感图像的效果不佳，如图 2-24 所示。



(a) 带椒盐噪声Lena图　(b) 杨振亚改进方法检测结果

(c) 带噪声的红外通道遥感图像　(d) 杨振亚改进方法检测结果

图 2-24　遥感图像边缘检测结果(杨振亚方法)

随着遥感图像应用日趋广泛，遥感图像库的图像类型越来越多，图像数据容量越来越大，而且不同遥感图像目标和背景及其变化趋势未必相同，为了更好地对遥感图像进行自动化处理，必须研究如何对庞大图像库中遥感图像实施自动的边缘检测。

2.4.4　改进的 LOG 算法

为了提高 LOG 算法对于遥感图像的适应性和抗噪性，我们设计了一种自适应的噪声过滤模板。

1. 噪声过滤方法

(1) 对图像中任意像素(x,y)，计算其 $N\times N$ 邻域内(N^2-1)个邻点的平均灰度值 $\mathrm{Ave}(x,y)$和方差值 $\mathrm{Var}(x,y)$。

(2) 计算像素(x,y)的灰度值 $F(x,y)$和 $\mathrm{Ave}(x,y)$的差值，并记为 $\mathrm{Diff}(x,y)$。

(3) 令 $\delta(x,y)\triangleq 1.5\times\mathrm{Var}(x,y)$，比较判断 $\mathrm{Diff}(x,y)>\delta(x,y)$是否成立，若成立，则判断该像素为噪声。此时，对以噪声像素为中心的 $N\times N$ 邻域内位于$\{\mathrm{Ave}(x,y)-\mathrm{Var}(x,y),\mathrm{Ave}(x,y)+\mathrm{Var}(x,y)\}$范围内的像素的灰度值进行加权，得到的结果作为该像素的真实灰度值。

2. 权重模板构造

模板构造的核心问题是模板参数的赋权问题。在这里我们采用了近似反距离加权插值，即距离倒数乘方法。

距离倒数乘方是一种近似的加权平均插值方法，其实质就是距离圆心越近的位置权重越重，距离圆心越远的位置权重越轻。其基本计算方法就是以距离的倒数作为权重，对于超出一定范围的点由于权重很轻而加以忽略，即实施截断。在实际操作过程中，可在圆心点与截断点之间进行规一化，则保证权重值处于 0～1 之间；也可为避免浮点运算，使权重模板取值为一定范围的整数取值，从而加快运算速度。本算法构造的 5×5 的加权模板如图 2-25 所示。

0	1	2	1	0
1	3	4	3	1
2	4		4	2
1	3	4	3	1
0	1	2	1	0

N=5

图 2-25　自适应平滑加权模板

3. 算法流程

基于自适应平滑模板的改进 LOG 算法的详细流程如下：

(1) 进行图像预处理，即用噪声过滤方法和自适应平滑模板降低原始图像中可能含有的椒盐噪声等的影响，过滤后图像记为 $f(x,y)$。

(2) 选取合适的高斯函数系数 σ，建立 5×5 的模板对图像 $f(x,y)$进行平滑处理，平滑后图像记为 $I(x,y)$。

(3) 对于 $I(x,y)<0$ 的像素点，利用如图 2-26 所示的梯度算子计算梯度和方向，选取合适阈值过滤图像中的细小灰度变化。

$$M(x,y)=\sqrt{[G_x(x,y)]^2+[G_y(x,y)]^2} \tag{2-42}$$

$$\theta(x,y)=\max\{G_x,G_y,G_{xy},G_{yx}\} \tag{2-43}$$

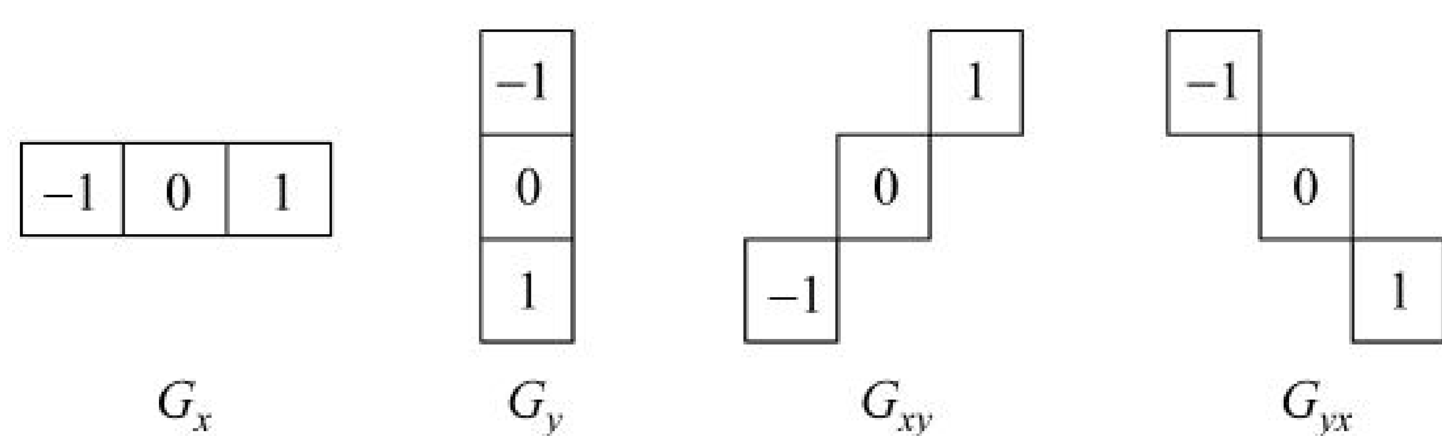


图 2-26　设计梯度算子

选择合适的阈值 th，若 $M(x,y) \geqslant$ th，则将点(x,y)标记为可能的边缘点。

（4）对可能的边缘点按照灰度梯度方向 $\theta(x,y)$ 进行过零点检验，精确定位边缘，定位算子如图 2-27 所示。最后对检测到的过零点进行连接即可得到原始图像边缘。

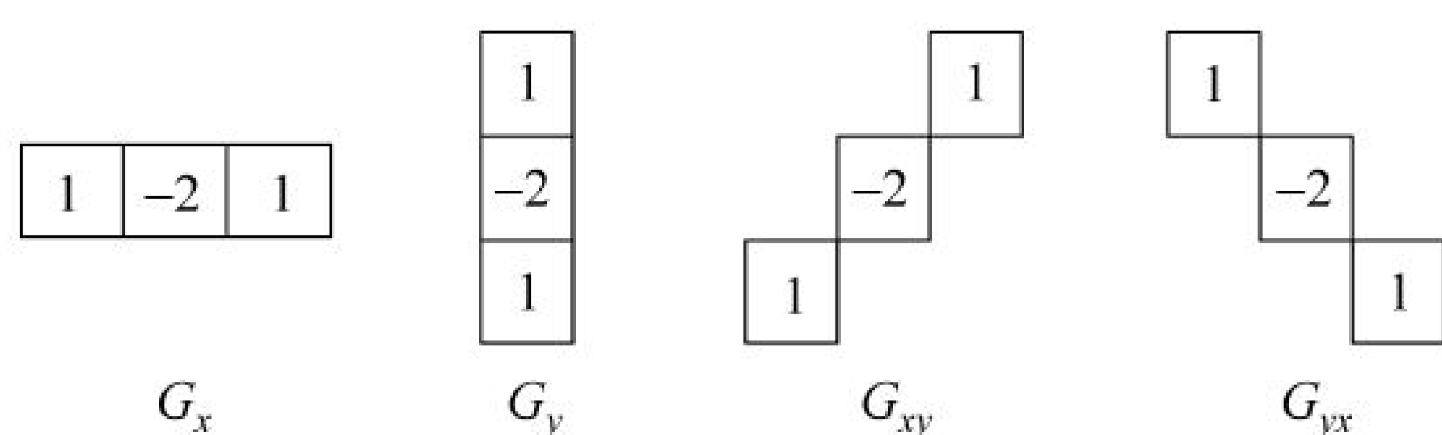


图 2-27　二阶定位算子

4. 实验结果分析

改进的 LOG 算子的实验结果如图 2-28 所示。可以看出，通过增加噪声过滤算法，改进算法对于椒盐噪声的抗干扰能力有极大的提高。

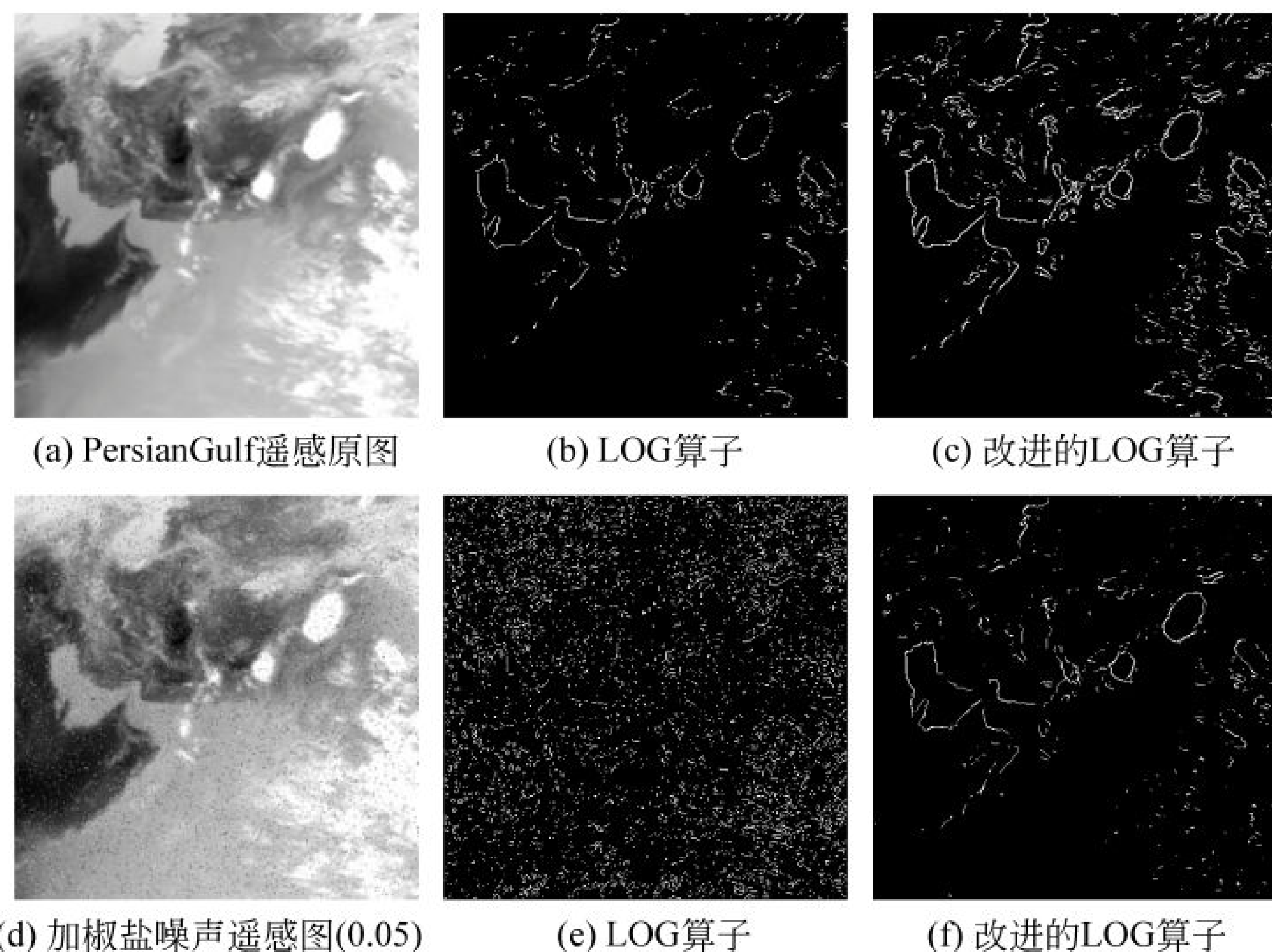


图 2-28　改进的 LOG 算子边缘检测结果

2.4.5　改进的 Canny 算法

高斯函数对原始图像的平滑处理是 Canny 算法边缘检测方法中的基本组成部分，平滑模板的取值取决于高斯空间系数 σ 的大小，同时也决定了对噪声的平滑能力的大小。另外，

梯度阈值 TH 的取值也对检出边缘的精度有很大影响。对于不同的遥感图像，其最佳 σ 值和 TH 值可能是不同的。如何选择合适的高斯空间系数 σ 和梯度阈值 TH，到底哪些因素影响了这两个参数的最佳取值，需要进行仔细的分析研究。

我们从如何确定高斯空间系数 σ 和梯度阈值 TH 的最佳取值出发，研究图像灰度的空间相关特性，特别是惯性矩等统计量，实现了改进的 Canny 算法。

1. 灰度共生矩阵

图像的灰度具有一定的空间相关特性，具体表现为图像空间中相隔某距离的两像素之间存在一定的灰度关系。要研究图像灰度的空间相关特性通常需要构造灰度共生矩阵。

设 N 维图像中有相距为 d，角度为 θ 的两个像素 (x,y) 和 (x',y')。其灰度值分别为 i 和 j；当点 (x,y) 在整个图像中移动，会得到各种 (i,j) 的组合，如果图像的灰度级别为 k，则 (i,j) 共有 k^2 种组合。统计整个图像空间中每种组合出现的次数，形成一个 $k\times k$ 的方阵，对其进行归一化即可得到一个由概率 $P(i,j)$ 组成的方阵，称之为灰度共生矩阵[17]。图像灰度共生矩阵用不同位置像素的联合概率密度来定义。

$$P(i,j\,|\,d,\theta)=\begin{bmatrix} P(0,0) & P(0,1) & \cdots & P(0,k-1) \\ P(1,0) & P(1,1) & \cdots & P(1,k-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P(k-1,0) & P(k-1,1) & \cdots & P(k-1,k-1) \end{bmatrix} \tag{2-44}$$

图像灰度共生矩阵不仅反映灰度的分布特性，也反映具有同样灰度或接近灰度的像素之间的位置分布特性[17]。它是对图像上保持一定角度 θ 和距离 d 的两像素的灰度取值进行统计的结果。距离和角度取不同的数值组合，可以得到不同的灰度共生矩阵。角度 θ 和距离 d 的取值应该依据具体图像的灰度分布特性。

实际应用中，需要对灰度共生矩阵进行归一化，形式如下：

$$P(i,j)=\frac{P(i,j)}{R},\quad R=\begin{cases} N(N-1) & \theta=0^\circ \text{ 或 } \theta=90^\circ \\ (N-1)^2 & \theta=45^\circ \text{ 或 } \theta=135^\circ \end{cases} \tag{2-45}$$

从公式来看，如果整个图像空间中任意区域的灰度值都较近似，即图像灰度分布均匀，则灰度共生矩阵的对角元素会有比较大的值；如果图像像素灰度值在局部有明显变化，那么偏离对角线的元素会有比较大的值。

通常可以用一些标量来表征灰度共生矩阵的特征。常用的特征值有：能量(Energy)、惯性矩(Moment)、自相关性(correlation)和同质性(Homogeneity)等。

惯性矩是灰度共生矩阵的二次统计量，其数学定义为：

$$M(d,\theta)=\sum_{i,j}p(i,j\,|\,d,\theta)(i-j)^2 \tag{2-46}$$

根据上述惯性矩的数学定义可知，对于灰度变化平坦的图像，$p(i,j\,|\,d,\theta)$ 主要在矩阵主对角线附近取值，此时 $(i-j)$ 较小，所以相应的惯性矩值也较小。而对于灰度变化复杂图像而言，其惯性矩值较大。

灰度共生矩阵的能量 E 是矩阵元素值的平方和，其数学定义为：

$$E = \sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{k} p(i,j)^2 \tag{2-47}$$

当图像的灰度分布均匀、纹理较细致时，能量值较大；反之，较小。

2. 参数估计

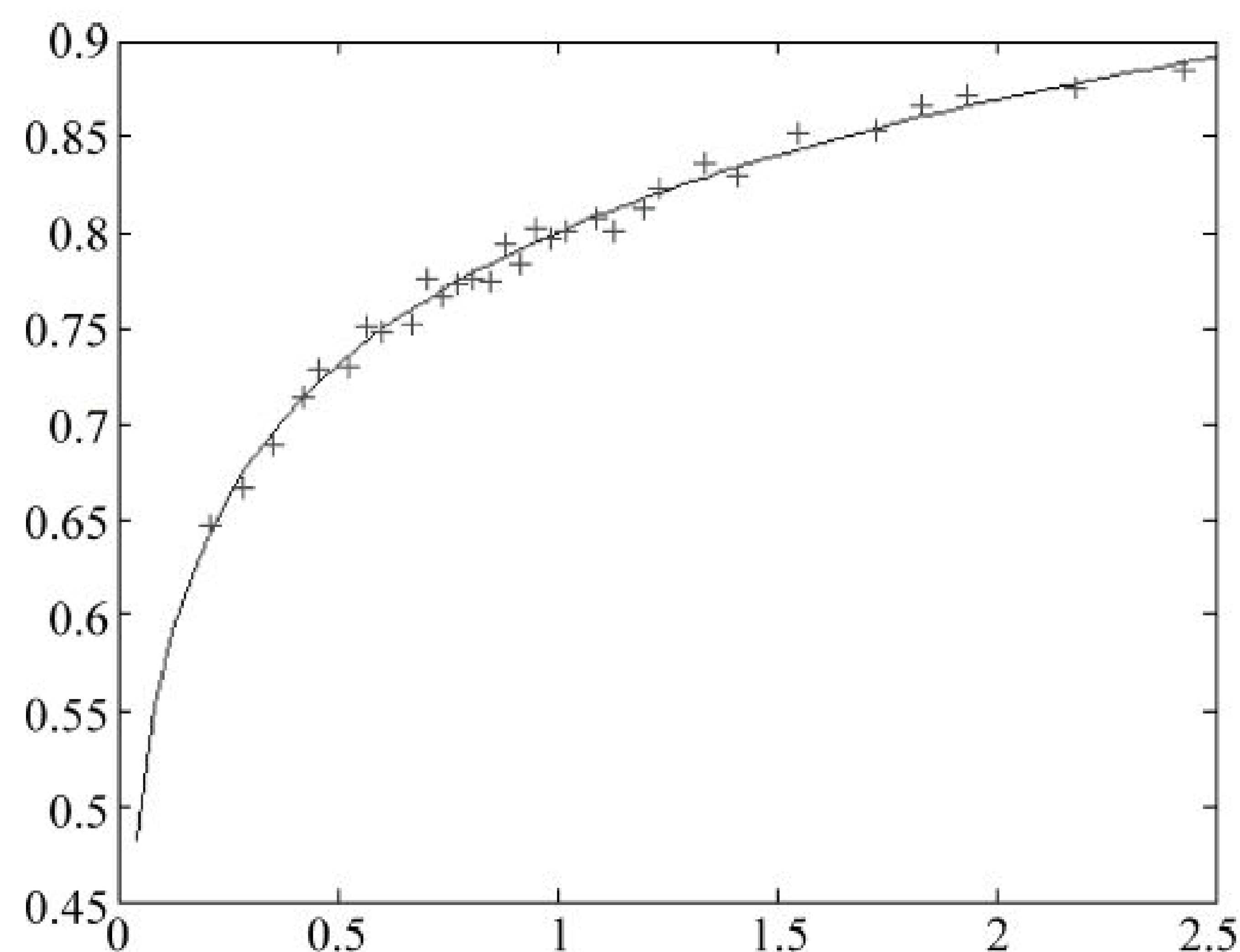
边缘是图像中与邻域像素灰度有强烈对比的像素集合，而对比是否足够强，既取决于图像像素间的灰度差异，也取决于灰度差异空间分布。相同的灰度差别，可能在灰度平坦区域中被认为是图像边缘，而在灰度复杂区域中则完全可能被过滤掉。因此，图像边缘检测时必须综合以上两方面的因素来确定梯度阈值 TH。同理，高斯空间系数 σ 的最佳取值也受到这两个因素的影响，当图像的灰度变化比较均匀时，采用较小的高斯模板就可以得到较好的平滑滤波效果，但当图像灰度分布变化剧烈时，较小的模板就不再适用，而需要采用较大的高斯模板才能得到较好的结果。基于上述分析，发现 Canny 边缘检测算子的两个重要参数的最佳取值都与图像灰度的空间分布特性有关，那么自然可以推论出，高斯空间系数 σ 和梯度阈值 TH 均与灰度共生矩阵的两个特征值存在一定的函数关系。为了获得其相互之间的确定函数关系，本算法采取了一种经验参数估计的方法。

首先建立图像的灰度共生矩阵，分别计算 $d=1,3,5,7;\theta=0,45,90,135$ 惯性矩和能量值 E，惯性矩均值 F_{AVE} 定义为：

$$F_{\text{AVE}} = \text{average}\{M(d,\theta) \mid d = 1,3,5,7;\theta = 0,45,90,135\} \tag{2-48}$$

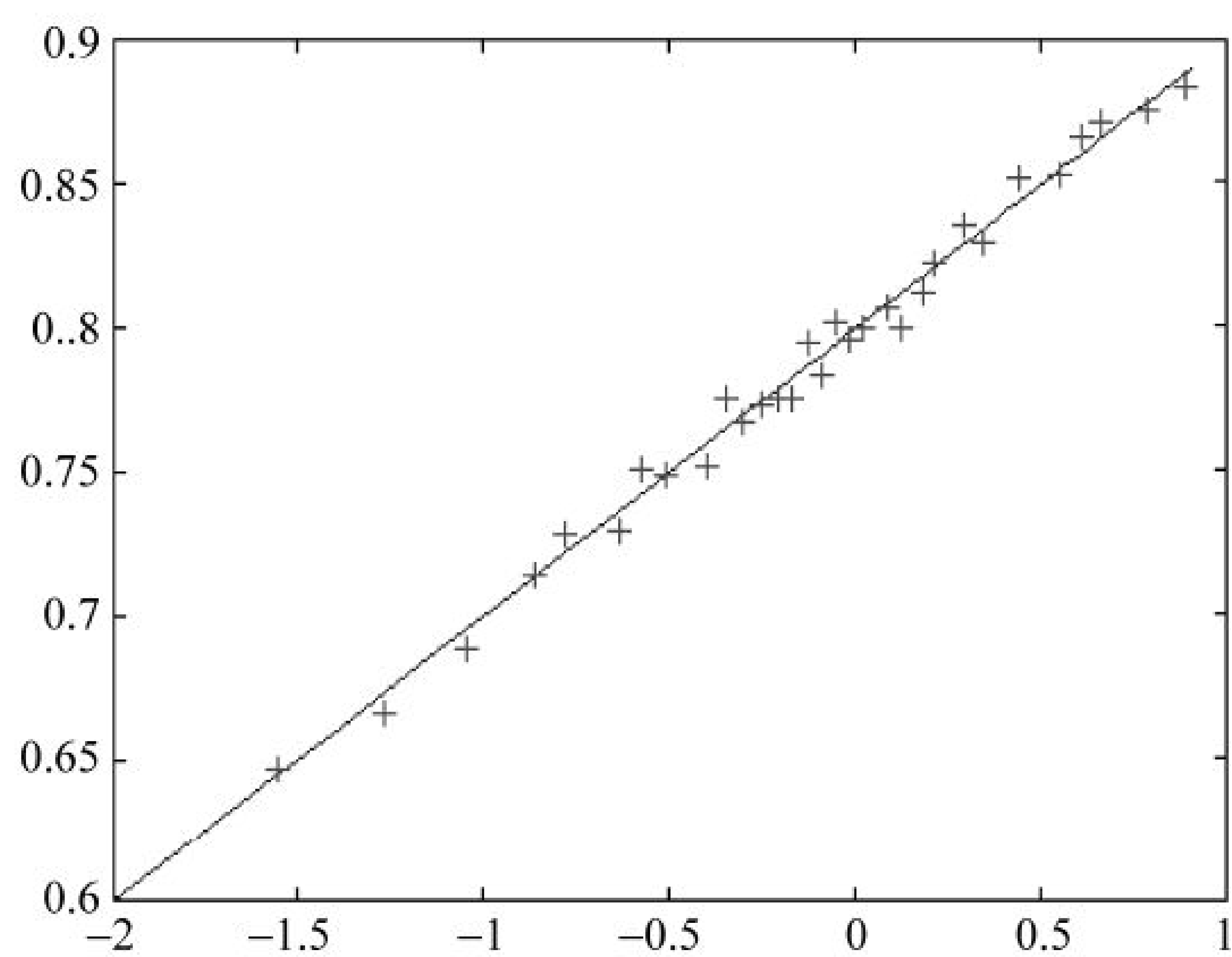
F_{AVE} 和 E 是实验中用到的重要参数。高斯空间系数 σ 和梯度阈值 TH 的最佳取值。

从遥感图像库抽取了不同波段的 40 余幅图像进行 Canny 边缘检测实验，对比不同的高斯空间系数、梯度阈值得到的边缘检测结果，确定最佳取值。同时，计算图像相应的惯性矩均值和能量值。建立这些参数的对应关系并拟合出关系曲线，拟合结果如图 2-29 和图 2-30 所示。



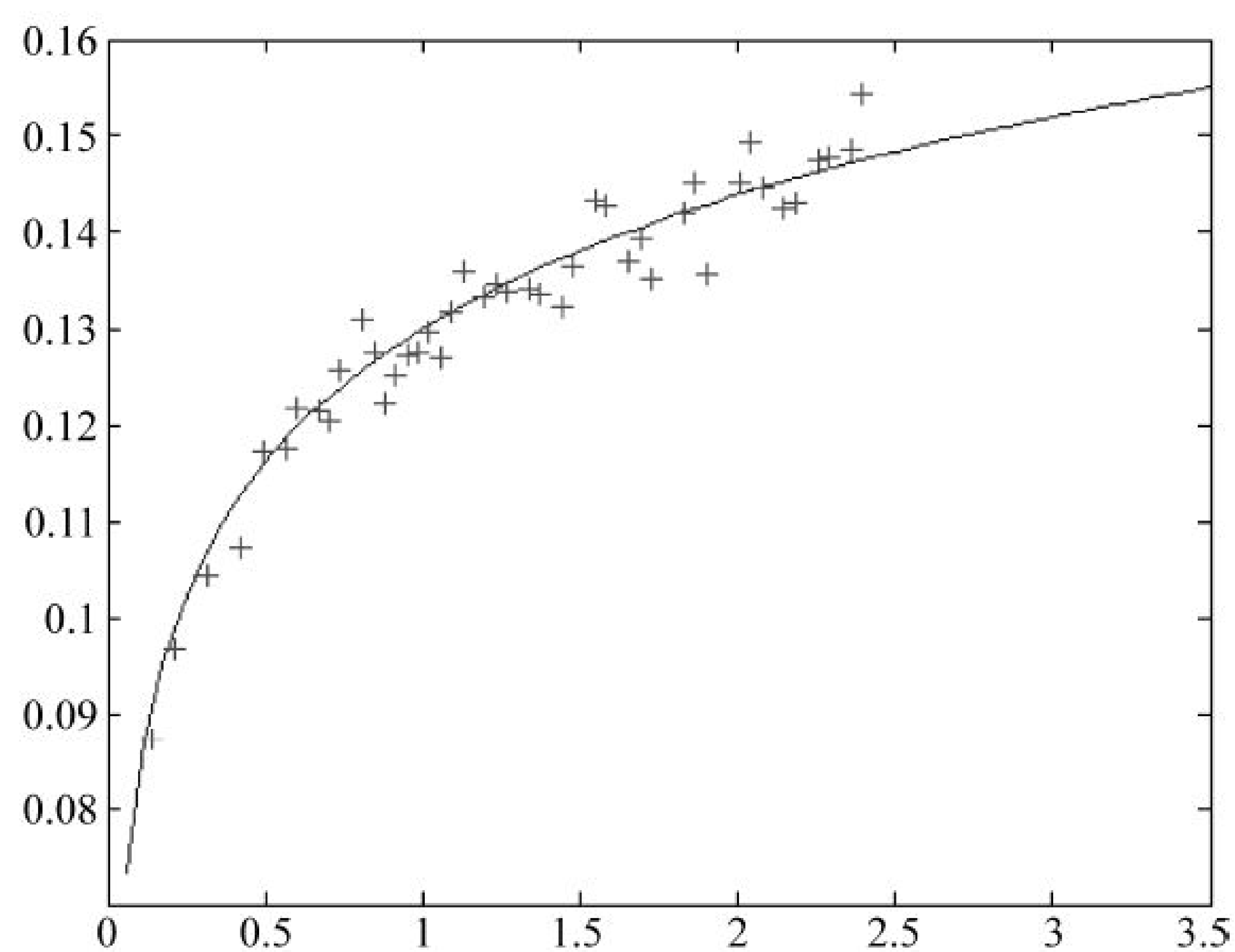
(a) 横坐标为$F_{\text{AVE}}+k\cdot E$，其中k=1.1，纵坐标为高斯系数σ

图 2-29　高斯空间系数σ与灰度共生矩阵特征值的关系

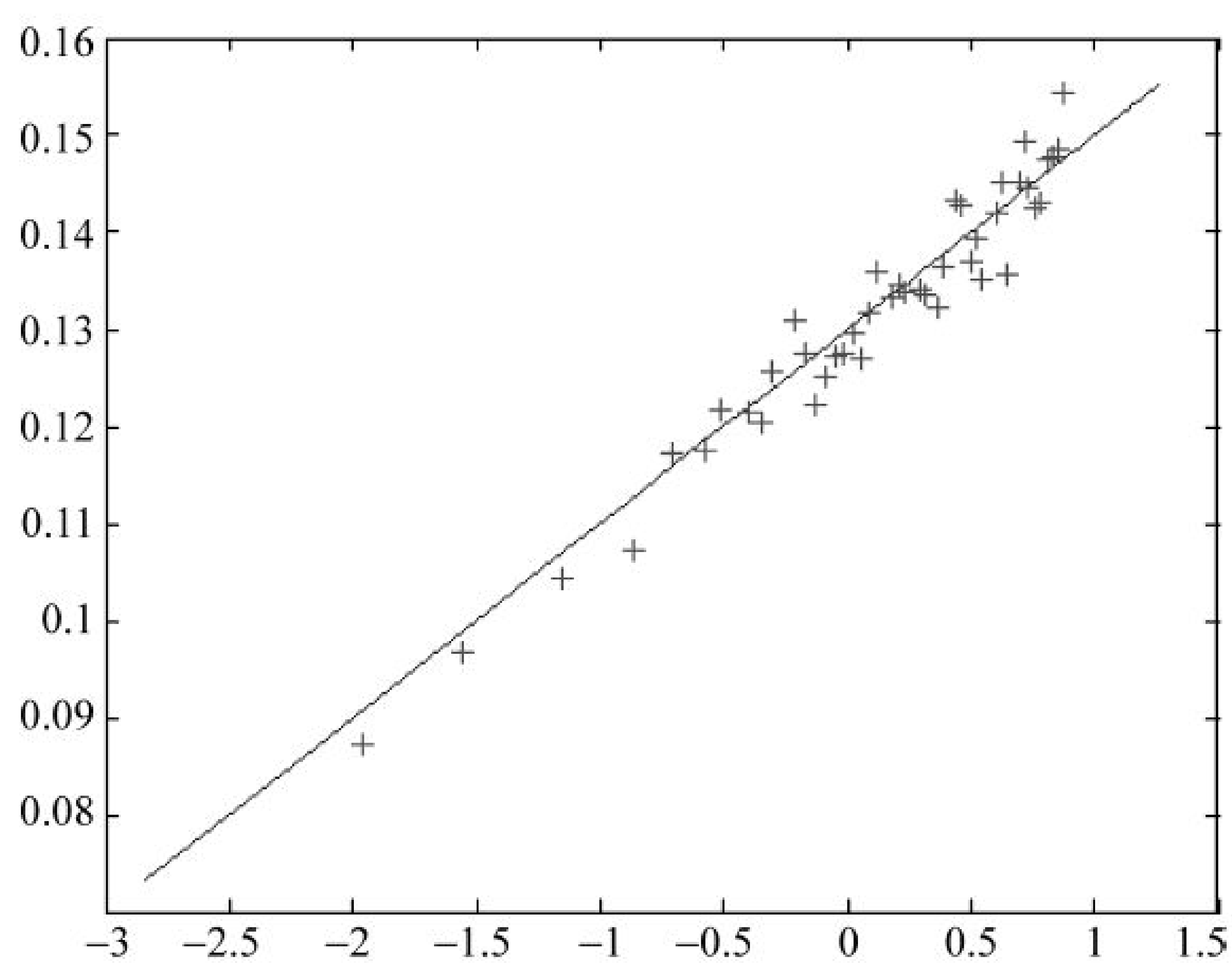


(b) 横坐标为$\ln(F_{AVE}+k\cdot E)$,其中k=1.1,纵坐标为高斯系数σ

图 2-29 （续）



(a) 横坐标为$F_{AVE}+k\cdot E$,其中k=1.2,纵坐标为梯度阈值TH



(b) 横坐标为$\ln(F_{AVE}+k\cdot E)$,其中k=1.2,纵坐标为梯度阈值TH

图 2-30 梯度阈值 TH 与灰度共生矩阵特征值的关系

经过参数拟合可以得出高斯空间系数和梯度阈值的经验公式分别为：

$$\sigma = 0.80 + 0.1 \times \ln(F_{\mathrm{AVE}} + 1.1 \times E) \tag{2-49}$$

$$\mathrm{TH} = 0.13 + 0.02 \times \ln(F_{\mathrm{AVE}} + 1.2 \times E) \tag{2-50}$$

3. 算法流程

改进的 Canny 边缘检测算法的详细流程如下：

(1) 对图像进行预处理，即使用自适应平滑方法清除原始图像中可能含有的椒盐噪声，平滑后图像记为 $f(x,y)$。

(2) 构造图像 $f(x,y)$的灰度共生矩阵，计算其能量 E 和惯性矩均值 F_{AVE}。

(3) 根据经验公式计算高斯空间系数 σ，进而计算高斯函数：

$$G(x) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right) \cdot \mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

$$G(y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right) \cdot \mathrm{e}^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \tag{2-51}$$

依次按行和按列对图像 $f(x,y)$进行平滑除噪声，处理后的图像为 $I(x,y)$。

(4) 利用如下所示的梯度算子计算梯度幅值和方向，

-1		1

G_x

-1
1

G_y

$$M(x,y) = \sqrt{[g_1(x,y)]^2 + [g_2(x,y)]^2} \tag{2-52}$$

$$\theta(x,y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \tag{2-53}$$

根据经验公式，计算阈值 TH，如果某像素点满足 $M(x,y) \geqslant \mathrm{TH}$，则将点$(x,y)$记为候选边缘点。

(5) 对梯度图像采用非极大值抑制方法进行处理，将候选边缘点与沿梯度方向的相邻像素点进行梯度插值比较，如果该点为梯度局部极大值点，则判定该点为边缘点。最后，利用双阈值方法对边缘点进行连接得到原始图像的边缘。

4. 实验结果分析

改进的 Canny 算法实现了高斯空间系数和梯度阈值的自动选择，对于不同的遥感图像的适应能力大为增强，实验结果如图 2-31 所示。

分析可知，改进算法无论对遥感图像还是其他图像都是十分有效的。其特点是：

(1) 通过对图像进行平滑滤波运算，可以使原来的图像信号的边缘得到一定程度的锐化，然后再实施图像边缘检测，就可以很精确定位图像边缘。

(2) 通过引入自适应平滑滤波方法，实现了将高斯平滑之后的阶梯边缘、屋顶状边缘等都转化为理想的阶梯边缘，提高了图像的信噪比；经过多次迭代运算，图像按边缘分块实现了一定程度的自适应平滑，但不会使图像出现边缘模糊的现象；应用自适应平滑滤波得到一

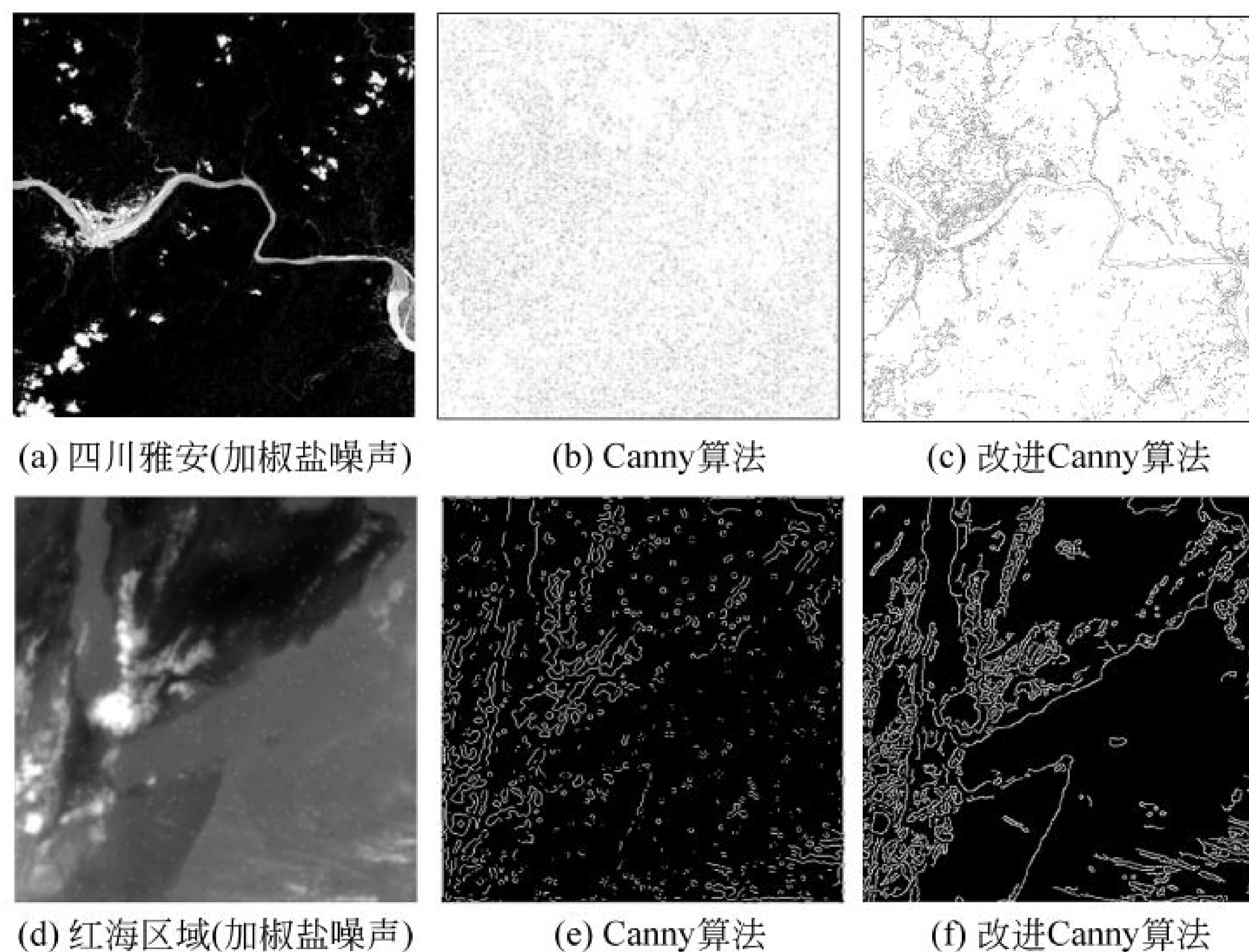


图 2-31 改进 Canny 算子边缘检测结果

种新的图像尺度空间描述。

参考文献

[1] V. CASELLES, R. KIMMEL, G. SAPIRO. Geodesic Active Contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1), 62-79.

[2] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Angeles: IEEE Computer Society, 2005(2): 430-436.

[3] D. Mumford, J. Shah. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989(XLII): 577-685.

[4] T. F. Chan, L. A. Vese. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2001, 10(1): 266-277.

[5] M. Kass, A. Witkin, T. Terzopoulous, Snakes: active contour models, International Journal of Computer Vision, 1988 (1): 321-331.

[6] M. E. Leventon, W. E. L. Grimson, O. Faugeras, et al. Statistical shape influence in geodesic active contours [C]. Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR2000 (Cat. No. PR00662), IEEE Comput. Soc, 2000, 316-322.

[7] S. Chen, W. Chen, A new level-set based approach to shape and topology optimization under geometric uncertainty, Structural and Multidisciplinary Optimization, 2011, 44(1): 1-18.

[8] D. Cremers, F. Tischh. Diffusion snakes: introducing statistical shape knowledge into the Mumford-Shah functional. International Journal of Computer Vision. 2002(50): 295-313.

[9] N. Paragios, R. Deriche. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation. International Journal of Computer Vision. 2002, 46(3): 223-247.

[10] T. F. Chan, L. A. Vese. A Multiphase level set framework for image segmentation using the

Mumford and Shah model. International Journal of Computer Vision. 2002,50(3): 271-293.
[11] 王植,贺赛先. 一种基于 Canny 理论的自适应边缘检测算法[J]. 中国图像图形学报,2004,9(8): 957-962.
[12] C. P. Ruiz,F. J. A. Lopez. Restoring SPOT Images Using PSF-derived Deconvolution Filters[J]. International. Journal of Remote Sensing. 2002,23(12): 2379-2391.
[13] C. Li,R Huang,Z. Ding,J. C. Ggatenby,et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity in homogeneities with application to MRI. IEEE Transaction on Image Processing. 2011,20(7): 2007-2016.
[14] 李晖,肖鹏峰,冯学智,等. 基于向量场模型的多光谱遥感图像多尺度边缘检测. 测绘学报,2012,41(1): 100-107.
[15] J. R Parker. Algorithms for Image Processing and Computer Vision [M]. US: John Wiley and Sons,1997.
[16] 曹瑛,李志永,卢晓鹏,等. 基于自适应邻域双边滤波的点目标检测预处理算法. 电子与信息学报,2008,30(8): 1909-1912.
[17] 杨振亚. 彩色图像处理中几个基本问题的研究[D]. 上海: 华东师范大学,2008.

第 3 章 遥感图像地标匹配关键技术

由于静止气象卫星特殊的轨道位置，其获取的遥感数据在气象科学等领域发挥了独特和重要的作用。随着技术水平的不断进步，遥感数据在实际应用中的精度要求也越来越高。但是在静止卫星获取数据的过程中，由于种种内部和外部的因素，都会导致获取的数据发生偏差，可以通过对遥感数据进行图像匹配与导航解决这个问题。匹配的精度直接影响了导航的结果，并且由于数据量庞大，匹配的自动化也是迫切需要解决的问题。

本章对海陆边界模板的自动生成进行研究，将生成过程分为目标网格生成，全球海岸线数据库选取与查找算法三个部分，通过不断挖掘数据特点，提出了三种查找算法，并进行了精度和效率分析。在此基础上对地面控制点和地标的自动生成进行了研究，提出了一种地面控制点自动生成算法，利用海陆边界模板获取均匀分布于遥感图像的地面控制点和地标。通过对传统云检测算法的研究，结合匹配的需求，提出了两种云检测方案，并对精度进行了分析。利用以上关键技术，实现了静止卫星遥感数据的自动匹配，并对匹配精度进行了分析。

3.1 海陆边界模板生成

在使用地标进行遥感图像导航与配准时，以海陆边界为特征进行匹配操作是一种常用的方法，尤其适合昼夜图像灰度值变化剧烈的红外通道遥感图像。海陆边界模板图像在匹配时作为标准，其精确性对于导航与配准的精度具有决定性的作用。根据静止卫星图像配准过程的特点，本节对海陆边界模板的生成方法进行了研究，将生成过程分为目标网格生成，全球海岸线矢量数据库选取以及查找算法三个部分，通过不断挖掘数据特点提出了三种查找算法，并对各算法的精度和效率进行了分析。

3.1.1 海陆边界模板的定义

海陆边界模板为一个二值图像，与遥感图像分辨率相同，海岸线位置的灰度值为 1，其余位置的灰度值为 0。

James L. Carr 等[1]从 Global Self-consistent Hierarchical High-resolution Shoreline database (GSHHS) 中得到海岸线上点的经纬度信息，并使用 GOES Earth Location User's Guide (ELUG) 中的方法向图像坐标系进行映射。Francisco Eugenio[2]使用 Central Intelligence Agency World Data Base Ⅱ中的海岸线数据，利用预设的投影方式进行映射，从而获取海陆边界。Jorg Ackermann 使用地图绘制工具包(Generic Mapping Tools Graphics，GMT)直接生成

海岸线数据[3]。以上各方法都使用已有的业务系统功能或工具进行海岸线数据的提取，并没有对算法本身进行研究。本章将对海陆边界模板的生成方法进行具体阐述。

3.1.2　海陆边界模板生成的基本步骤

海陆边界模板的生成分为三部分，首先利用静止卫星标称投影解析方法进行“目标网格”的生成，然后从 Global Self-consistent Hierarchical High-resolution Geography (GSHHG)数据库中[4]提取海岸线经纬度，最后在“目标网格”中进行查找。

“目标网格”是和待配准的遥感图像相对应的，对于分辨率为 M×M 的遥感图像，相应的“目标网格”也是 M×M 的矩阵，矩阵的每个元素存储的是经纬度值，代表遥感图像中该像素理论上的地理信息。对于每一颗静止卫星，可生成不同分辨率的“目标网格”，用于该卫星所获取的所有遥感图像的配准。

根据静止卫星获取图像的特点，可以只生成某一位置静止卫星的“目标网格”(如星下点 0 经度)，其他位置静止卫星的“目标网格”只需要在其经度基础上加上星下点的经度差值即可。同理，也可以只生成星下点为 0 经度的目标网格，从海岸线数据库中提取出经纬度，加上经度差值后再进行查找，即可以获取任意星下点的海陆边界模板，如图 3-1 所示。

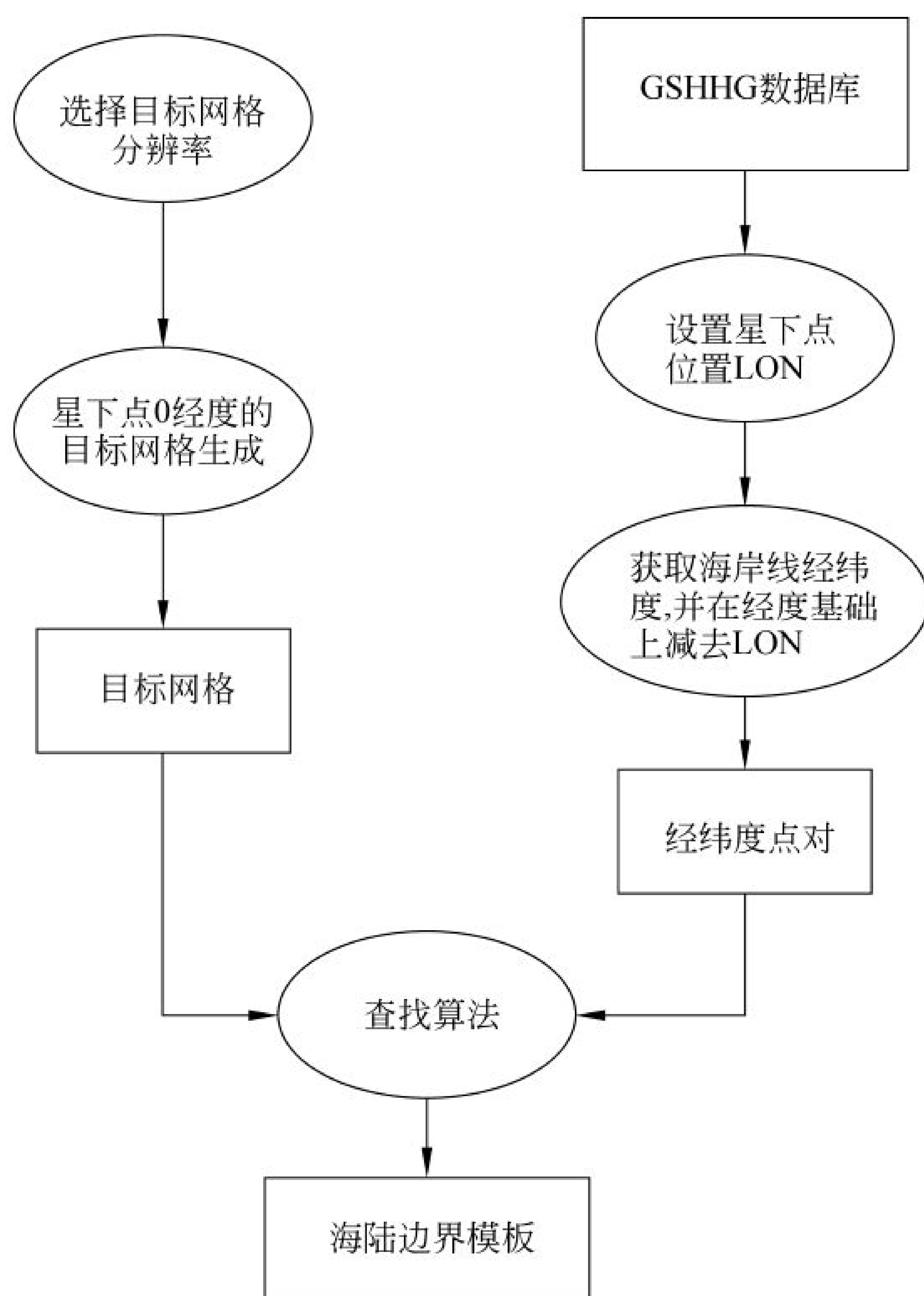


图 3-1　海陆边界模板生成的基本步骤

接下来对海陆边界模板生成步骤中的每一个模块进行技术细节的描述。

1. 目标网格生成

目标网格的生成可以采用静止卫星标称投影解析方法[5]。该方法首先定义了静止卫星GSP投影为单位平面中的投影，如图3-2所示，设S位于赤道经度$H1$的上空h高度处，P在赤道面的投影为D，作$PC\perp OS$于C点，单位平面中的投影(x,y)可定义为$(CD/SC, PD/SC)$。以此投影值在不同方向进行放大，则可以得到任意焦平面上的投影值。

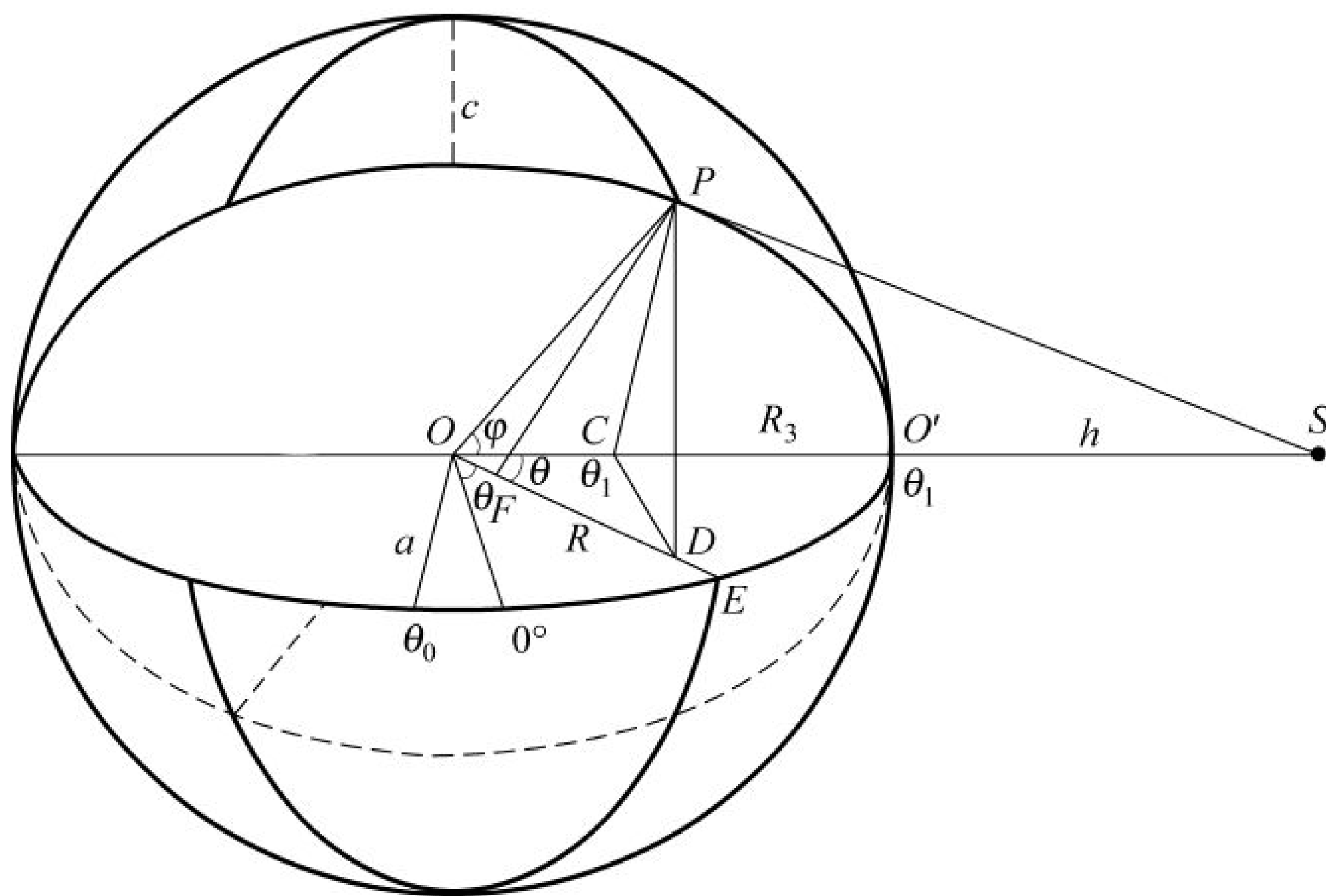


图3-2 静止卫星GSP投影

设点P的经度为θ，纬度为ϕ，利用GSP投影，点P在单位平面上投影为：

$$\left[\frac{OP\cos\phi\sin(\theta-\theta_1)}{R+h-OP\cos\phi\cos(\theta-\theta_1)},\frac{OP\sin\phi}{R+h-OP\cos\phi\cos(\theta-\theta_1)}\right] \tag{3-1}$$

其中R为星下点O'到地心O的距离，OP为点P到地心O的距离。式(3-1)使用地心坐标系进行了正算，即在已知点P经纬度的情况下，计算其在图像坐标系下的坐标。而对式(3-1)直接进行反演，即可得到图像坐标系下某坐标处的经纬度值，此过程不再赘述。利用该方法可以得到任意星下点经度的静止卫星所对应的目标网格。

2. 全球海岸线矢量数据

GSHHG数据库是一个高分辨率的数据集合，是GSHHS的更新版本。它整合了World Vector Shorelines (WVS)和CIA World Data Bank II (WDBII)两个数据库，主要使用前者的海岸线数据以及后者的湖泊数据，有多种分辨率可以选择。其中的数据都是按照分层次的、闭合的多边形进行排列的。数据主要分为三种数据格式[6]：ESRI shapefiles格式、二进制格式以及netCDF格式。我们提出的方法使用二进制格式，该数据格式中，每个多边形包括头部分与数据部分，其中头部分包括多边形序号，点的数量以及经纬度范围等信息，如图3-3所示。

3. 查找算法实现

对于GSHHG中的每一个经纬度点对，如果在目标网格的经纬度范围内，必然可以在目标网格中找到与其欧氏距离最小的一个位置，则该位置可以认为是海陆边界上的点。由

```
P  47106         6 1 W        0.500 121.27286 121.28786  28.06122  28.06789
 121.27286  28.06331
 121.27581  28.06122
 121.28786  28.06664
 121.27997  28.06786
 121.27292  28.06497
 121.27286  28.06331
P  47107         6 1 W        0.500 203.35294 203.36658  56.04519  56.05600
 203.35789  56.05600
 203.35294  56.05364
 203.35942  56.04519
 203.36658  56.04789
 203.35978  56.05511
 203.35789  56.05600
```

图 3-3　GSHHG 数据二进制文件格式示意图

于数据量比较大，直接遍历效率非常低，因此可以利用数据特点进行不同程度的简化，具体的实现将在下一部分说明。

1）简单的排序后查找

将目标网格中的点对按纬度值进行排序，然后进行查找。简单地将目标网格及 GSHHG 数据库看作两个集合，寻找其交集，具体步骤如图 3-4 所示。

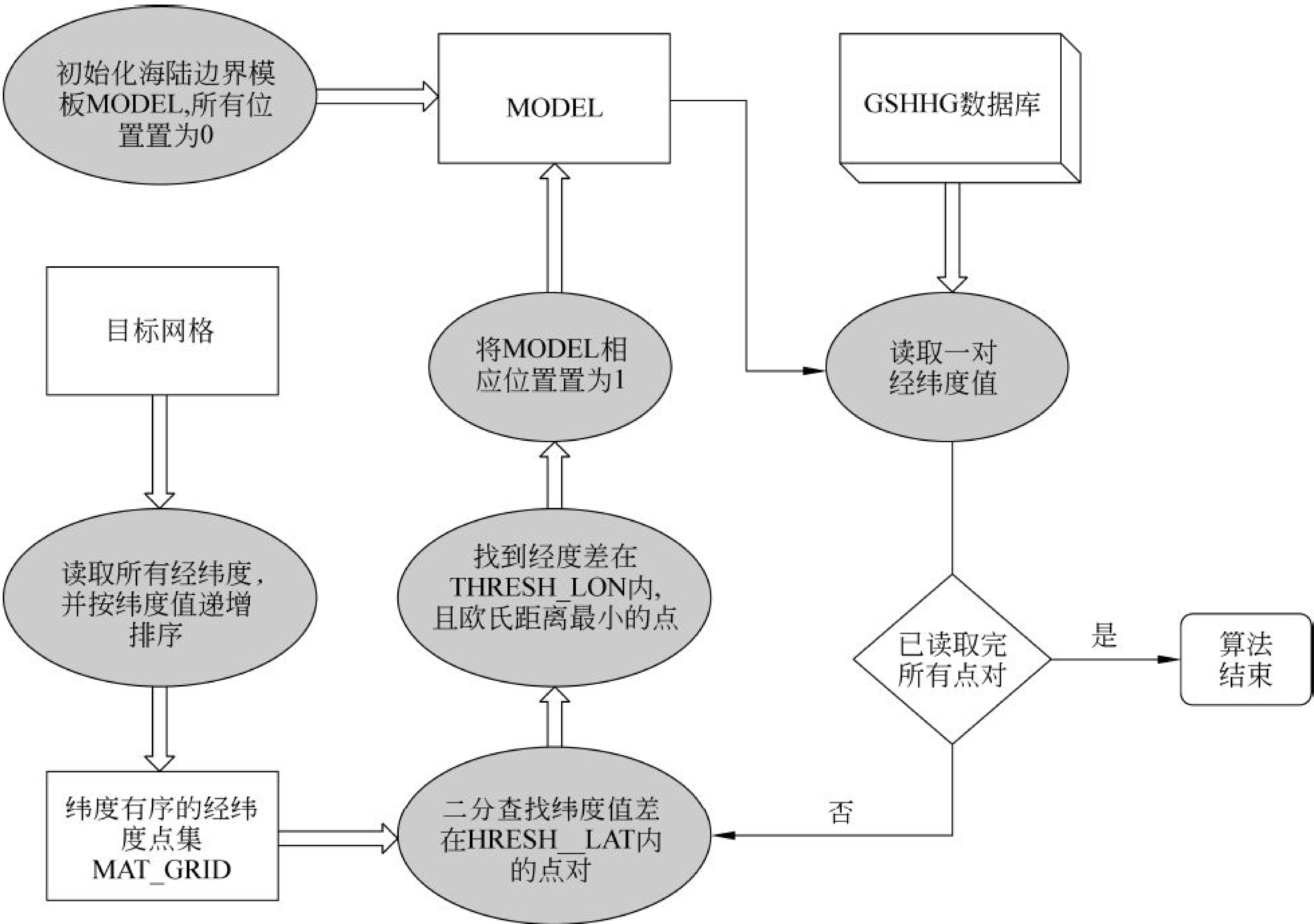


图 3-4　简单的排序后查找算法流程

具体的步骤描述如下：

（1）按目标网格的尺寸对海陆边界模板 MODEL 进行初始化，所有位置像素值均置为 0。

（2）将目标网格中的点对读入数组 MAT_GRID，数组元素为［纬度，经度，索引］，其中索引表示该经纬度在原目标网格中的位置。为了加速后续的查找，将其按纬度进行升序排序。

（3）读取 GSHHG，获取一个经纬度点对 POT_GSHHG，在 MAT_GRID 中使用二分

查找，找到纬度值与其最接近的点对 POT_LATMIN。

(4) 设置阈值 THRESH_LAT。以点对 POT_LATMIN 为中心，在 MAT_GRID 中分别向前和向后查找纬度值与 POT_GSHHG 相差 THRESHOLD 内的点对集合 SET_MIN。

(5) 设置阈值 THRESH_LON。遍历 SET_MIN 中的每个元素，获取与 POT_GSHHG 欧氏距离最小且经度值相差在 THRESH_LON 内的点对 POT_MIN。按 POT_MIN 中的索引值，将 MODEL 相应位置的灰度值置为 1。

(6) 若 GSHHG 中存在尚未访问的点对，重复步骤(3)～(6)。否则，算法结束。

排序后查找时，必须通过阈值 THRESH_LAT 和 THRESH_LON 来控制结果的精度，这无疑使阈值选择变得非常重要，阈值选择错误会导致错误的结果。错误可分为两类，第一类为将非海陆边界点标为海陆边界点；第二类为将海陆边界点标为非海陆边界点。阈值设置过大，会导致第一类错误的发生；阈值设置过小，会导致第二类错误的发生。

实际上，由于目标网格中经纬度的分布并不是均匀的，对于不同位置的点，阈值的设置应该是不同的。例如靠近目标网格中心的点，阈值应设置的小一些，而靠近目标网格边缘的点，阈值应设置的大一些。因此，对于目标网格的数据特点进行研究是非常必要的。

2) 结合目标网格数据特点的快速查找

目标网格数据有如下规律：

(1) 对于目标网格的每一行：经度值是递增的；在北半球，纬度是先递减再递增，而在南半球则是先递增再递减。

(2) 每行作为一个整体，从列的角度看：每行的最小纬度值、最大纬度值，除若干行外，是保持递减的。

(3) 每列作为一个整体，从行的角度看：每列的最小经度值、最大经度值，除若干行外，是保持递增的。

综上，可以根据目标网格数据的特点进行快速查找，对于待查找点 POT_GSHHG，先按其纬度值进行二分查找，找到纬度值跨度包含 POT_GSHHG 的所有行 SET_ROW。对于 SET_ROW 中的每一行，按 POT_GSHHG 的经度值进行二分查找，找到与其经度值最接近的若干个点。最后在这些点中筛选出与 POT_GSHHG 欧氏距离最小的点，即为所求。

由于每行的最小纬度值、最大纬度值并不是严格递减的，直接使用二分查找会出现个别的错误。因此设计了一种数据结构，如表 3-1 所示，对目标网格进行存储和索引。假设目标网格的尺寸为 MSIZE×MSIZE。

表 3-1 利用目标网格的规律所设计的数据结构

MAT_GRID	MSIZE×MSIZE 的矩阵，每个元素存储了相应位置的经纬度值
INDEX_LAT	(MSIZE+1)尺寸的数组，前 MSIZE 的每个元素，存储了 MAT_GRID 中每一行的最小纬度值、最大纬度值，有意义数据的起始位置。最后一个元素记录了整个矩阵的最小纬度值、最大纬度值，以及 INDEX_LAT 中有意义数据的起始位置
INDEX_LON	(MSIZE+1)尺寸的数组，前 MSIZE 的每个元素，存储了 MAT_GRID 中每一列的最小经度值、最大经度值，有意义数据的起始位置。最后一个元素记录了整个矩阵的最小经度值、最大经度值，以及 INDEX_LON 中有意义数据的起始位置
INDEX_MAP	记录数据在 INDEX_LAT 中的位置。用于将原始的 INDEX_LAT 分割为最小纬度值、最大纬度值均有序的部分

由于 INDEX_LON 不递减的元素较多，以下只使用 INDEX_LAT 进行查找。首先要将 INDEX_LAT 分解为有序的几个部分，查找时分别对每个部分进行查找，再对结果进行整合。分解的步骤如图 3-5 所示。

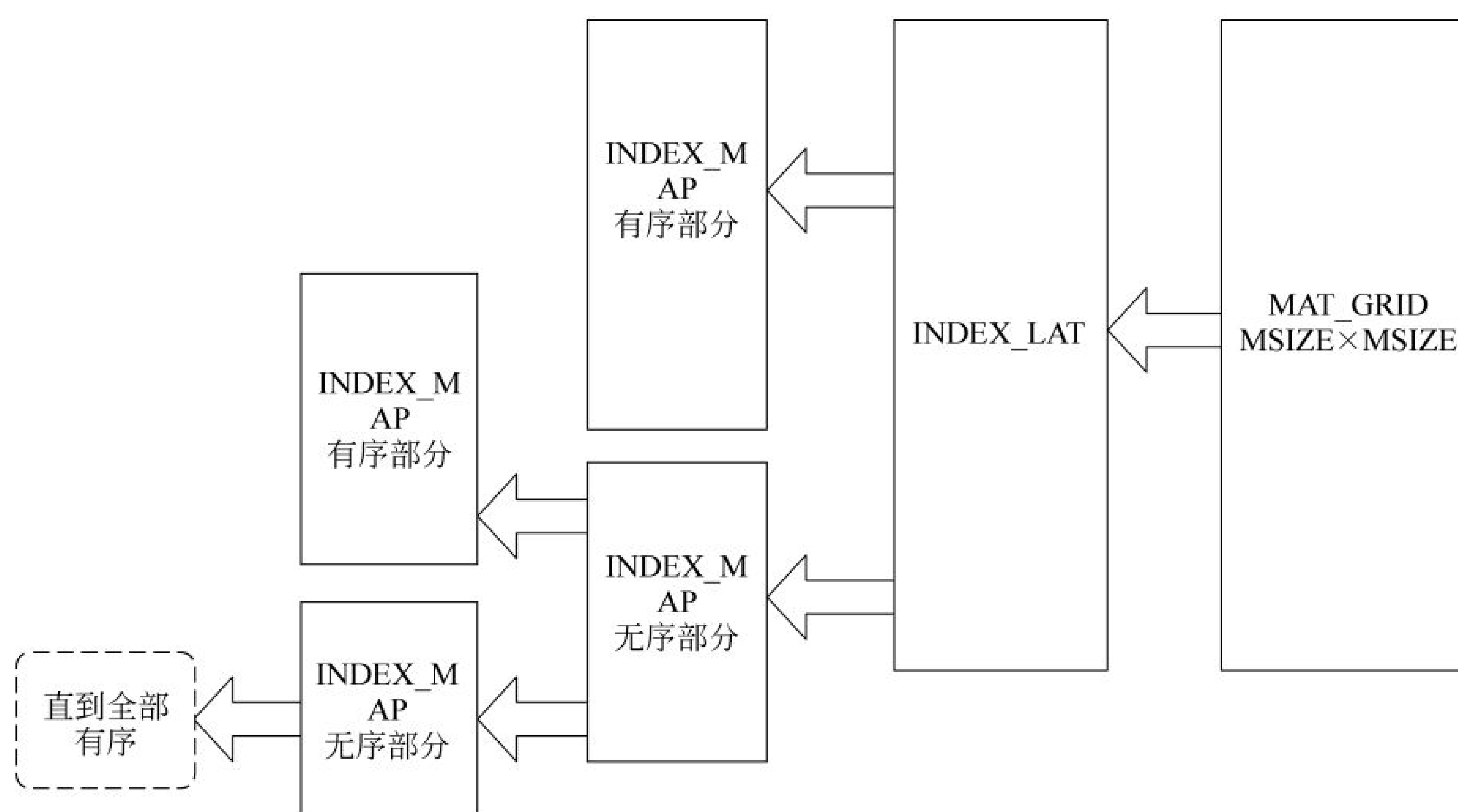


图 3-5 将无序的 INDEX_LAT 分解为有序的部分，以便使用二分查找

结合目标网格数据特点的快速查找算法步骤如图 3-6 所示。

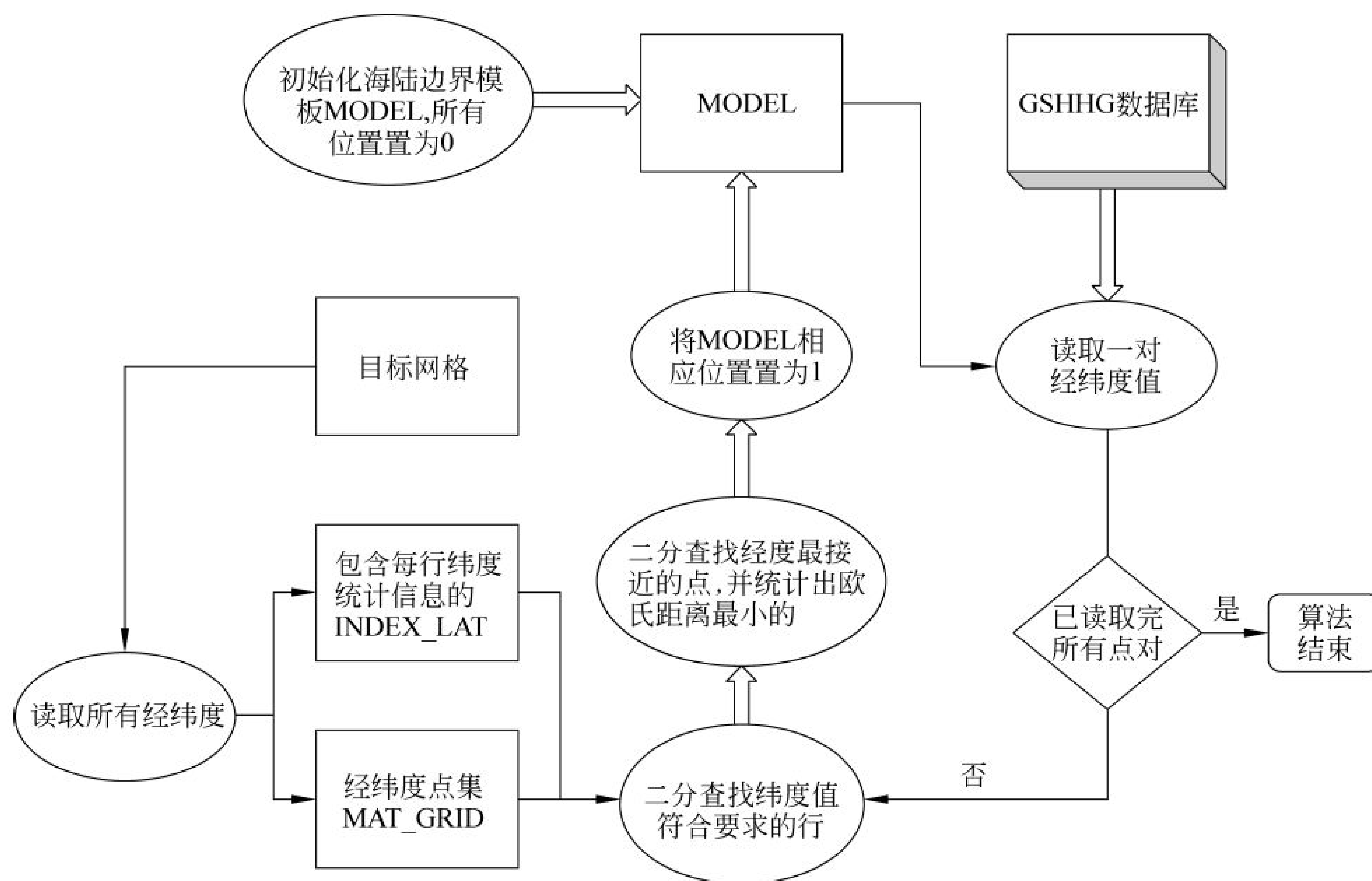


图 3-6 结合目标网格数据特点的快速查找算法流程

（1）按目标网格的尺寸对海陆边界模板 MODEL 进行初始化，所有位置像素值均置为 0。

（2）读取目标网格，将经纬度存入 MAT_GRID，将每行的最大纬度值、最小纬度值以及

有意义数据的起始位置存入 INDEX_LAT。

(3) 将 INDEX_LAT 中最大、最小纬度值均有序的位置存入 INDEX_MAP_1 中,将剩余部分存入 INDEX_MAP2_2 中。同理对 INDEX_MAP_2 进行分解,直至全部 INDEX_MAP 中均有序。

(4) 读取 GSSHS,获取一个经纬度点对 POT_GSSHS,在各 INDEX_MAP 中使用二分查找,找到纬度值跨度包含 POT_GSHHG 的所有行 SET_ROW。

(5) 对于 SET_ROW 中的每一行,按 POT_GSHHG 的经度值进行二分查找,找到与其经度值最接近的若干个点。最后在这些点中筛选出与 POT_GSHHG 欧氏距离最小的点 POT_MIN,按 POT_MIN 中的索引值,将 MODEL 相应位置的灰度置为 1。

(6) 若 GSHHG 中存在尚未访问的点对,重复步骤(4)~(5)。否则,算法结束。

结合目标网格数据特点后,在查找时可以大大缩小查找范围,从而提高了查找效率。在实际操作中,还有以下需要注意的地方:

(1) 使用 POT_GSHHG 的经度值进行二分查找时,可先判断该经度值是否在此行的范围内,如果不在,则直接放弃查找。但范围应该适当扩大,例如,对于经度 80.5,某行经度范围是−80.4~80.4,那也应该在该行进行查找。范围扩大的程度应该由该行两端的数据来决定。如某行经度为−80.4,−80.0,…,80.0,80.4,扩大的范围应该在(80.3−80.0=0.3)以内。实际上,即使没有进行范围扩展,造成的错误所影响的点均在地球图像的边缘,而边缘区域在实际应用中的价值有限。

(2) 查找纬度时,也有范围扩展的问题,经过测试,向小的方向和大的方向各扩展 1~2 行即可。

3) 结合全球海岸线矢量数据特点的快速查找

结合目标网格数据特点可以缩小查找范围,提高搜索效率和结果精度。但是对于每一个全球海岸线矢量数据中的点,都要进行经度和纬度的二分查找,可以通过分析全球海岸线矢量数据的特点可进一步提高查找效率。

GSHHG 数据以多边形为单位进行组织,每个多边形又以头结构与经纬度数据构成。头结构包括多边形 ID,多边形包含点的数量以及该多边形的经纬度范围。每个多边形上的点在地理位置上都是相邻的,因此对于 GSHHG 中的点 POT_GSSHG,当使用结合目标网格的数据点查找方法成功查找出目标网格中的位置时,下一个点的查找只需要在该位置的附近进行,而不需要重新进行纬度和经度的二分查找。

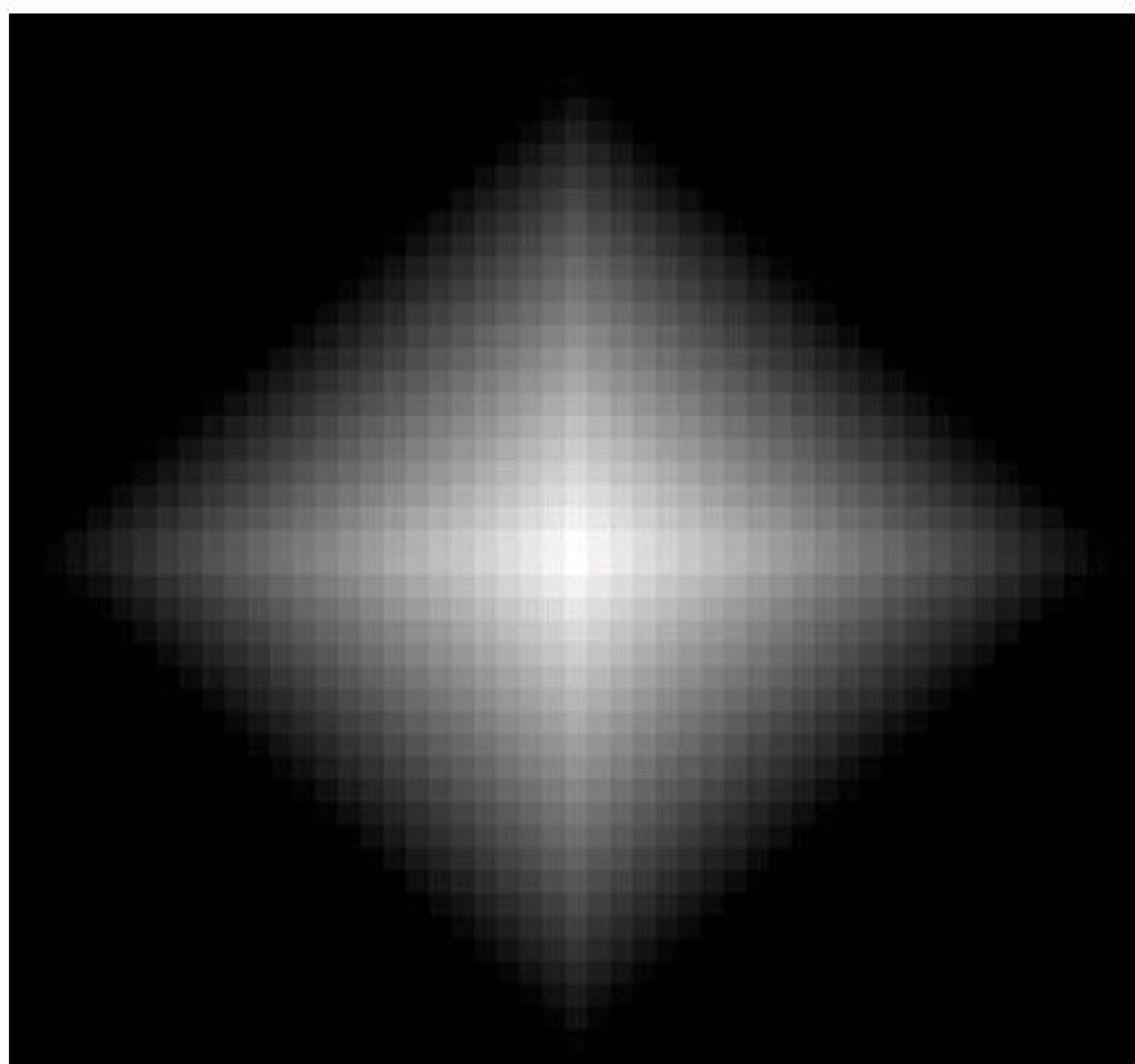


图 3-7 经度为 0,纬度为 40.0 的点与目标网格上点的欧氏距离分布示意图(局部)

如图 3-7 所示,是经度为 0,纬度为 40.0 的点与目标网格上点的欧氏距离分布示意图,灰度值越大的地方,欧氏距离越小,从该图可以看出,沿着欧氏距离减小的方向进行查找,最终会查找到最小值。

该算法的步骤如图 3-8 所示。详细描述如下:

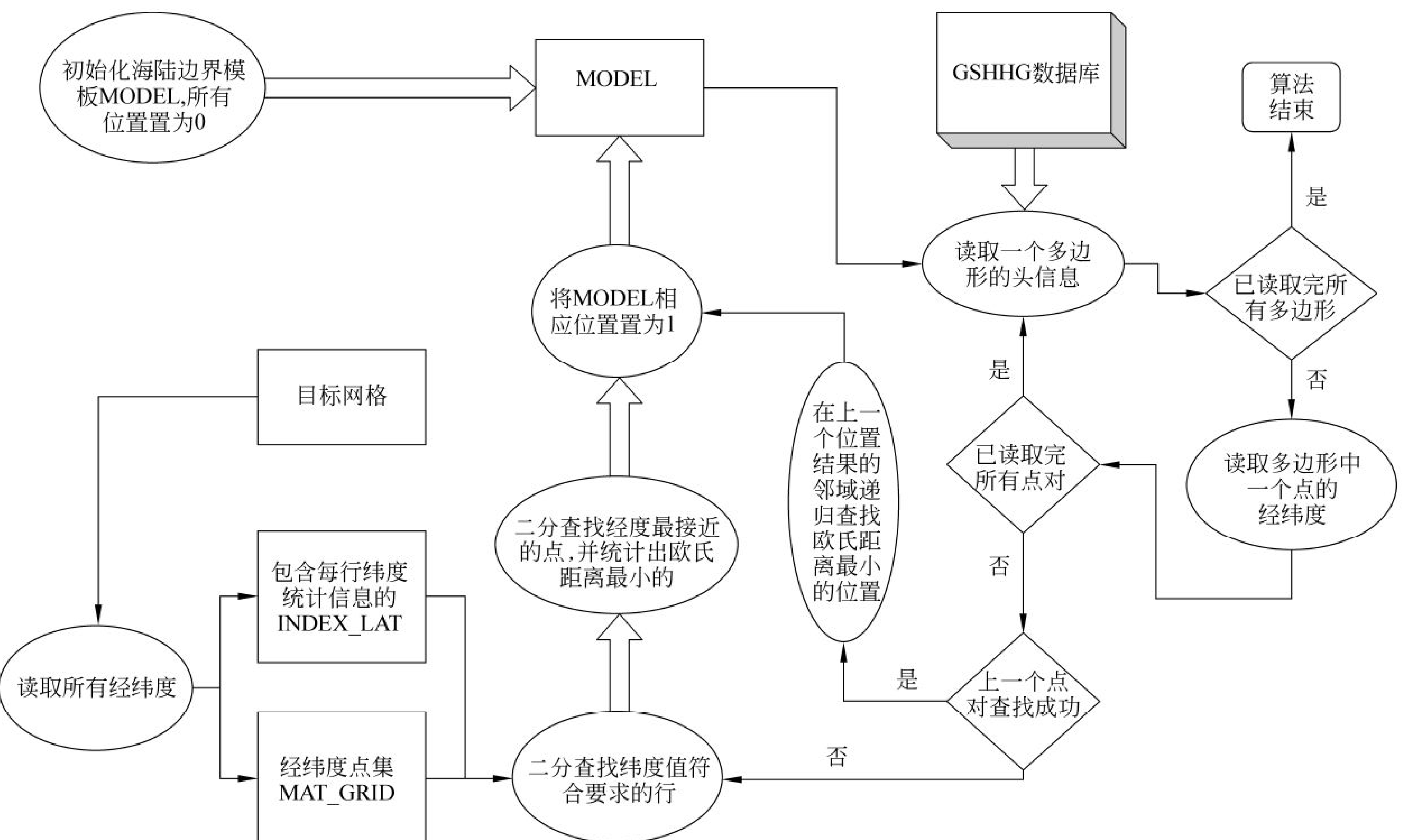


图 3-8 结合全球海岸线矢量数据特点的快速查找算法流程

（1）按目标网格的尺寸对海陆边界模板 MODEL 进行初始化，所有位置像素值均置为 0。

（2）读取目标网格，将经纬度存入 MAT_GRID，将每行的最大纬度值、最小纬度值以及有意义数据的起始位置存入 INDEX_LAT。

（3）将 INDEX_LAT 中最大、最小纬度值均有序的位置存入 INDEX_MAP_1 中，将剩余部分存入 INDEX_MAP_2 中。同理对 INDEX_MAP2 进行分解，直至全部 INDEX_MAP 中均有序。

（4）读取 GSSHS，获取一个多边形的头结构 G_HEAD，若已经读取完所有多边形，算法结束。否则，根据 G_HEAD 获取该多边形点的数量以及经纬度范围。如果其范围与目标网格的经纬度范围没有交集，则略过该多边形上点的查找，直接读取下一个多边形头结构。否则，进行步骤(5)。

（5）获取一个多边形上的点 POT_GSSHS，如果该点是多边形的第一个点，或者上一个点查找失败，则使用结合目标网格数据点的方法进行查找，然后进行步骤(5)；若该多边形上的点读取完毕，进行步骤(4)；否则，进行步骤(6)。

（6）在上一个点所对应的目标网格位置的 8-邻域进行欧氏距离最小点的查找，如果新的最小距离位置没有变化，则查找结束，将 MODEL 相应位置的像素值置为 1，进行步骤(5)；否则，以新的最小距离位置为中心，进行步骤(6)。

该方法利用 GSHHG 数据中同一个多边形上的相邻点，在目标网格上所对应的位置也相近的特点，可以进一步缩小查找范围，进而减少查找时间。需要注意的是在步骤(5)中，如何判断查找失败。例如上一个点查找成功，当前点在查找到欧式距离最小的位置时，还要根据该位置邻域信息判断该距离是否过大，如果距离过大，同样是查找失败。

3.1.3 实验结果分析

本节将利用前面提出的三个查找算法对 FY2D 所对应的海陆边界模板进行生成，并与国际上使用广泛的模板数据进行对比，分析其精度。同时对三种查找算法的效率进行对比。

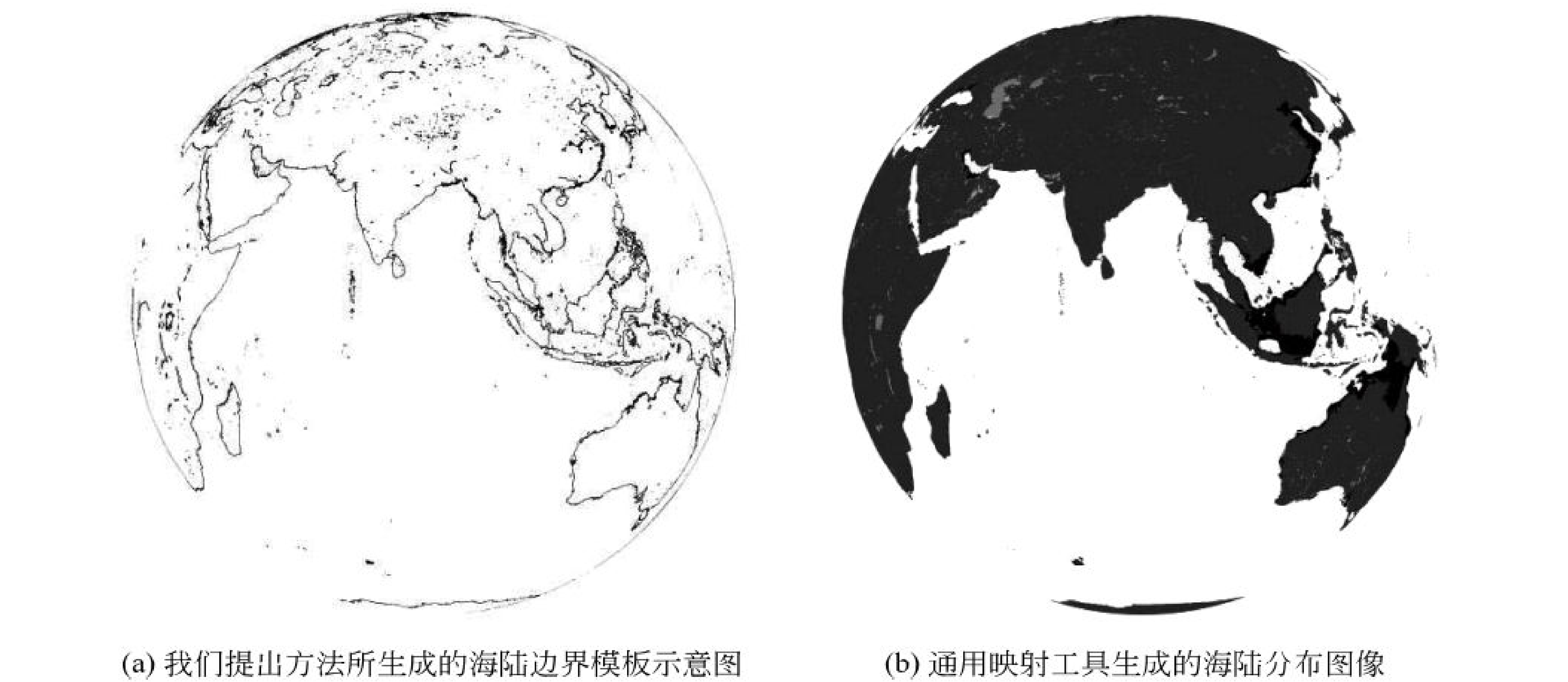
1. 与通用映射工具所生成的结果进行精度对比

利用我们提出的海陆边界模板生成方法，得到的结果如图 3-9 所示。通用映射工具(Generic Mapping Tools)[7]是一个通用地图制图工具软件，在大气、海洋、地震等研究领域得到较为广泛的应用。利用通用映射工具的 pscoast 等工具，可以生成特定位置卫星的海陆分布图像。

我们对海陆边界模板中的每一个海陆边界点，在通用映射工具生成的模板中进行比较，若对应的点也是海陆边界点，或者在海陆边界点的八邻域内，则对应成功。实验结论如表 3-2 所示。

表 3-2 三种方法的精度对比

	海陆边界点总数	对应成功的海陆边界点数	成功率
方法一	74 753	67 541	90.35%
方法二	74 850	67 595	90.31%
方法三	74 155	66 771	90.04%



(a) 我们提出方法所生成的海陆边界模板示意图　　(b) 通用映射工具生成的海陆分布图像

图 3-9　海陆边界模板示意图

2. 三种查找算法的时间与空间消耗

在 CPU 为 Intel Core2 T6600(2.20GHz),内存 2GB 的 PC 上进行测试,三种方法的时间与空间消耗如表 3-3 所示。

表 3-3　三种方法的时间与空间消耗

	时间(s)	空间(KB)
方法一	2166	91 104
方法二	43	48 384
方法三	26	48 392

3.2　地面控制点与地标生成

得到海陆边界模板后,在与遥感图像进行匹配时,并不是对整幅图像进行匹配,而是以地标为单位进行。地标的生成可以通过地面控制点来完成,因此,本节首先对地面控制点的自动生成进行研究。

地面控制点(Ground Control Point,GCP)[8]的获取在遥感图像匹配与校正中是非常基础和关键的步骤。一般来讲,地面控制点的空间分布、数量都会对后续的操作有较大的影响。

国内外的学者对于地面控制点的生成,数量与分布的选择等都进行了相关的研究。Jianghao Wang[9]等对于不同地面控制点选取准则对校正精度的影响进行了研究,对比了以下几种方法:简单随机选取,空间中均匀选取以及克里格法(universal kriging model-based sampling)。其中,克里格法考虑了遥感图像自身信息,其匹配和校正结果最为出色。

Chen,L. C.[10]等对图像配准过程中控制点对的自动生成进行了研究。首先利用 Voronoi-Delaunay 图对每个控制点的理想区域进行预测,然后在每个区域中提取特征点。

该方法被证明可以生成精确可靠且分布均衡的控制点。

Zhang,W. F.[11]等认为,由于每个地面控制点的地理信息不同,因此其影响区域也不同,为了使地面控制点的选择更加科学并建立起数量与均衡分布之间的关系,提出了使用加权 Voronoi 图的方法对地面控制点影响区域进行度量。

大部分学者研究的侧重点是地面控制点的分布准则与校正精度的关系上,因此本节针对静止卫星遥感图像红外通道以及可见光通道匹配特点提出一种新的地面控制点自动生成方法。为了保证算法的实用性,生成的地面控制点必须符合某些特定的准则,其中 Voronoi 图对于地面控制点的分布能够进行较好地描述。

3.2.1 Voronoi 图理论

Voronoi 图是对空间分解的一种方法[12],应用非常广泛,由于地面控制点的分布原则可以由 Voronoi 图进行描述,因此首先对 Voronoi 图的基本理论进行阐述。

1. Voronoi 图的基本概念

冯罗诺多图(Voronoi diagram),又被称为 Voronoi 棋盘,Voronoi 分解或者狄利克雷棋盘(Dirichlet tessellation),是对于度量空间的一种分解方式,最先是由 Dirichlet 和 Voronoi 开发。

Voronoi 图的想法早在 1644 年由 Rene Descartes 提出,随后由 Dirichlet 在正定二次型的研究中使用[13]。Voronoi 也对其进行了研究,并将其提升到了更高的维度。之后,Voronoi 图被广泛应用于计算机图形学、流行病学、地球物理学和气象学。Voronoi 图最为著名的应用是 1854 年对伦敦的霍乱传染的研究,物理学家 John Snow 由此发现了死亡情况与百老汇街的某个水泵之间的紧密联系。

Voronoi 图的定义如下:假设 $s=\{P_1,P_2,\cdots,P_n\}$ 是欧几里得平面上的点集,使用公式(3-2)

$$V(p_i)=\bigcap_{j\neq 1}\{p \mid d(p,p_i)<d(p,p_j)\},\quad (i=1,2,\cdots,n) \tag{3-2}$$

对区域进行分割即以 p_i 为中心点的 Voronoi 图,如图 3-10 所示。

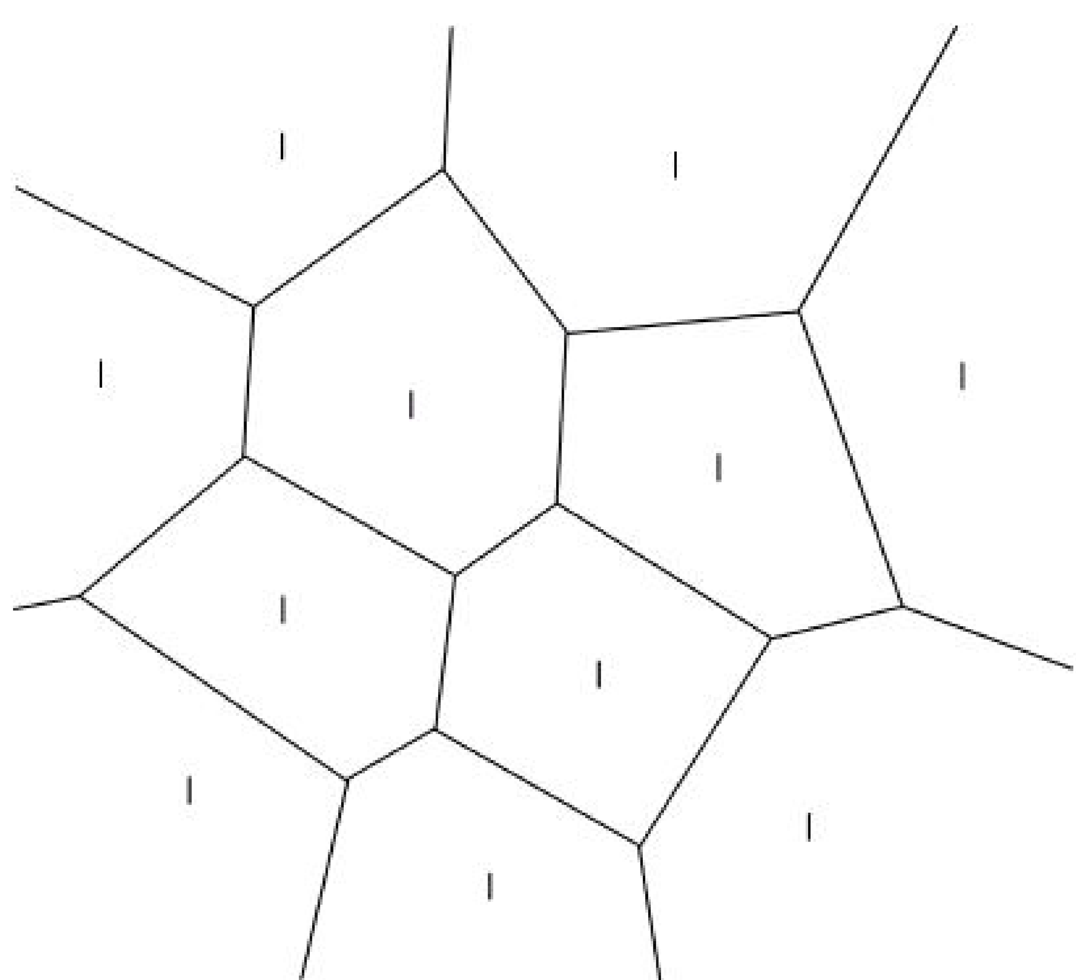


图 3-10 Voronoi 示意图

然而一般 Voronoi 图是不足以描述地面控制点的分布,因此需要介绍一下加权 Voronoi 图。

2. 加权 Voronoi 图

加权 Voronoi 图是对 Voronoi 图的扩展[14],具有广泛的应用。加权 Voronoi 图的定义需要以下两个概念:

(1) 加权距离:假设 $s=\{P_1,P_2,\cdots,P_n\}$ 是欧几里得平面上的点集

$$D(p,p_i)=\frac{d(p,p_i)}{\lambda_i} \tag{3-3}$$

公式(3-3)即为点 P 到 p_i 的加权距离,其中 λ_i 为 p_i 的权重。

（2）加权 Voronoi：假设 $s=\{P_1,P_2,\cdots,P_n\}$是欧几里得平面上的点集，使用公式

$$V_n(p_i)=\bigcap_{j\neq 1}\{p \mid d(p,p_i)<D(p,p_j)\},\quad (i=1,2,\cdots,n) \tag{3-4}$$

对区域进行分割，即以 p_i 为中心点的加权 Voronoi 图，如图 3-11 所示。

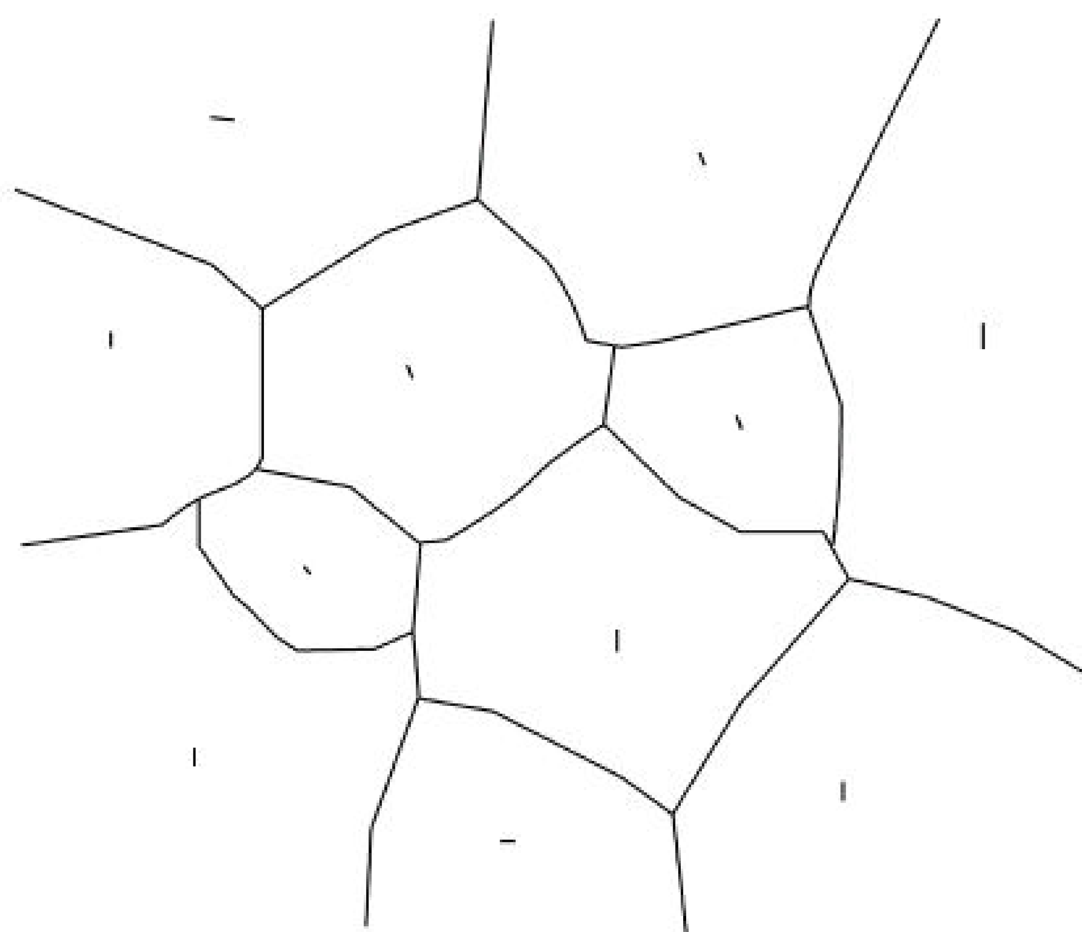


图 3-11　加权 Voronoi 图

3. 加权 Voronoi 图在地面控制点选取中的应用

在选取地面控制点时，GCP 所影响的区域可以由加权 Voronoi 图度量。从 Voronoi 图的定义中可以很明显地看出，对于点集 s 中的每一个点，都对应一个多边形区域 $Polygon_i$，我们称之为 Voronoi 多边形。$Polygon_i$ 中所有点与 P_i 的距离肯定分别小于与点集 s 中其他点的距离。从这个角度来看，Voronoi 多边形从某种程度上反映了点的影响区域，因此我们可以使用 Voronoi 图去度量地面控制点的影响范围。实际上，由于地形、位置等因素的影响，具有复杂地形的区域，地面控制点的影响范围要小于平坦区域，这在一般的 Voronoi 图中是无法体现出来的。因此，使用普通的 Voronoi 图去衡量每个地面控制点的影响区域是有缺陷的，为了解决这个问题，需要使用加权 Voronoi 图。加权 Voronoi 图能够减少不同地形的影响，通过使用区域的梯度等特征作为权重，可以有效避免在地面控制点选取时的主观性。

说明了地面控制点分布准则后，以下将基于角点检测算法对地面控制点的自动生成进行研究。

3.2.2　角点检测算法

经典角点检测算法都是利用掩膜窗口在图像上进行移动，并计算相应的响应来进行的。以下分别对 Moravec 角点检测与 Harris 角点检测进行阐述。

1. Moravec 角点检测

Moravec 角点检测方法，首先定义一个掩膜窗口，然后在各个方向移动这个窗口，并计算图像强度的平均变化。一般来讲，会出现三种情况：

（1）如果掩膜窗口所对应的图像是平滑区域，那么所有方向的移动只会导致很小的强度变化。

（2）如果掩膜窗口所对应的图像是边缘区域，那么沿着边缘方向移动会导致较小的强度变化，而垂直于边缘方向的移动会导致较大的强度变化。

（3）如果掩膜窗口所对应的图像是角点或孤立点区域，所有方向的移动都将导致较大的强度变化。因此，当各个方向的移动所造成的最小强度变化仍然大于设定的阈值时，可以认为此处为角点。

假设 I 为图像强度函数，E 为移动 (x,y) 所造成的能量变化，上述描述可以使用数学方式表示

$$E_{x,y}=\sum_{u,v}w_{u,v}\mid I_{x+u,y+v}-I_{u,v}\mid^{2} \tag{3-5}$$

其中 w 表示掩膜窗口，窗口为矩形，内部为某一非零值，外部为 0 值。(x,y)方向的移动包括$\{(1,0),(1,1),(0,1),(-1,1)\}$。因此，Moravec 角点检测就是寻找 $\min\{E\}$大于某一阈值的局部极大值。

Moravec 相对容易实现，但是也存在一些的问题：

(1) 算法对角点的响应是各向异性的，因为算法只考虑了以 45°为间隔的方向。

(2) 算法对角点的响应存在噪声，因为掩膜窗口是二值的且是矩形的。

(3) 由于算法只考虑 E 的最小值，边缘点很容易被认为是角点。

为了解决以上问题，Harris 对 Moravec 算法进行了改进，使角点检测具有更好的效果。

2. Harris 角点检测

针对 Moravec 角点检测算法的缺点，Harris[15]对角点检测算法进行了改进。

(1) 通过对移动的原始位置进行解析扩展使得向各个方向的移动都考虑在内，而不只是离散的几个方向，见公式(3-6)：

$$E_{x,y}=\sum_{u,v}w_{u,v}[I_{x+u,y+v}-I_{u,v}]^{2}=\sum_{u,v}w_{u,v}[xX+yY+O(x^{2},y^{2})]^{2} \tag{3-6}$$

其中一阶偏导可以通过模板的卷积进行近似，见公式(3-7)和公式(3-8)：

$$X=I\otimes(-1,0,1)\approx\partial I/\partial x \tag{3-7}$$

$$Y=I\otimes(-1,0,1)^{\mathrm{T}}\approx\partial I/\partial y \tag{3-8}$$

因此，对于小的移动，E 可以表示为

$$E(x,y)=Ax^{2}+2Cxy+By^{2} \tag{3-9}$$

其中：

$$A=X^{2}\otimes w \tag{3-10}$$

$$B=Y^{2}\otimes w \tag{3-11}$$

$$C=(XY)\otimes w \tag{3-12}$$

(2) 使用圆形的平滑窗口代替矩形窗口，比如高斯函数：

$$w_{u,v}=\exp-(u^{2}+v^{2})/2\sigma^{2} \tag{3-13}$$

(3) 为了充分利用各个方向的值，对于小的移动(x,y)，重新定义 E 为

$$E(x,y)=(x,y)\boldsymbol{M}(x,y)^{\mathrm{T}} \tag{3-14}$$

其中 2×2 的对称矩阵 $\boldsymbol{M}$ 定义为

$$\boldsymbol{M}=\begin{pmatrix}A & C\\ C & B\end{pmatrix} \tag{3-15}$$

E 和局部自相关函数非常接近，其中 $\boldsymbol{M}$ 描述了原点处的形状，设 α,β 为 $\boldsymbol{M}$ 的特征值，分别对应于局部自相关函数的主曲率，并可以对 $\boldsymbol{M}$ 进行旋转无关的描述。

同 Moravec 角点检测算法类似，需要考虑三种情况：

(1) 如果两个曲率都很小，则局部自相关函数是平滑的，相应的图像区域也可以认为是灰度均衡的区域，也就是说，任意方向的移动都只是造成 E 较小的变化。

(2) 如果一个曲率较高而另一个较低，则局部自相关函数是脊状的，相应图像区域可以被认为是边缘区域，只有沿着边缘方向的移动才能造成 E 较小的变化。

(3) 如果两个曲率都很高,则局部自相关函数成尖顶状,任意方向的移动都会使 E 有较大的变化,相应图像区域可以被认为是角点区域。

harris 角点可以定义为

$$\mathrm{Det}(M) - k\mathrm{Tr}^2(M) \tag{3-16}$$

其中:

$$\mathrm{Tr}(M) = A + B \tag{3-17}$$

$$\mathrm{Det}(M) = AB - C^2 \tag{3-18}$$

传统的角点检测算法是不能直接用来生成地面控制点的,因此,以下将对传统角点检测算法进行优化,结合遥感图像匹配的特点,提出一种地面控制点生成算法。

3.2.3　地面控制点与地标生成算法

基于以上理论,地面控制点可以在海陆边界模板的基础上使用角点检测算法得到。但是由于海陆边界模板实际上是点的集合,直接使用角点检测算法将不能得到满意的结果,很多平滑边缘上的孤立点也会被作为角点检测出来,如图 3-12 所示。



图 3-12　直接使用 Harris 角点检测结果示意图

直接对海陆边界模板使用 Harris 角点检测,有以下几个缺点:

(1) 有些区域点非常密集,而有些区域非常稀疏,这不符合地面控制点的均衡分布原则。

(2) 需要调整阈值以避免检测出过多或过少的地面控制点。

(3) 孤立点也会被检测出来,而孤立点作为地面控制点是没有价值的。

针对以上问题,本节提出以下解决方案:

(1) 在进行角点检测前,先对海陆边界模板进行转化及去除孤立点操作。

(2) 设置所需地面控制点的总数,根据总数对阈值进行自适应调整。

(3) 设置地面控制点最小间距,以避免地面控制点过于集中。

以下将对具体的解决方案进行阐述。

1. 算法流程设计

根据海陆边界模板的数据特点,以及遥感数据匹配的具体需求,下面将地面控制点与地标生成的算法分为四个部分,如图 3-13 所示。

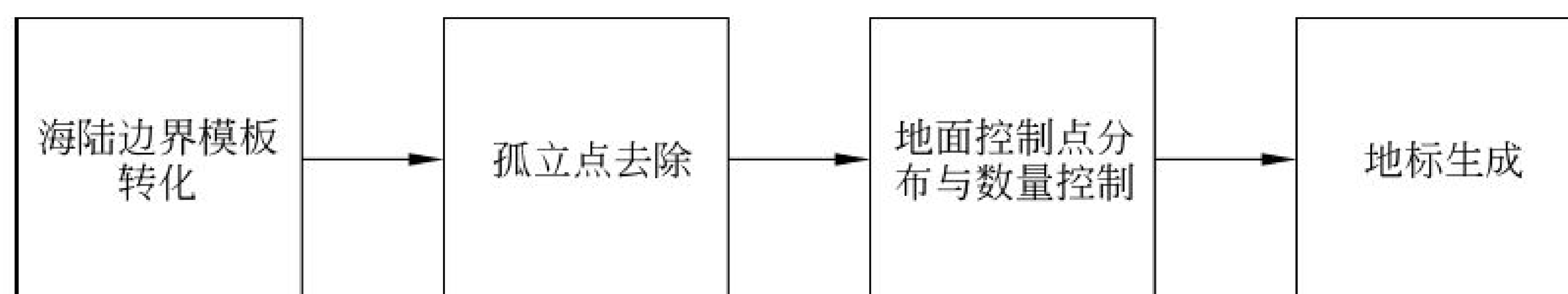


图 3-13　地面控制点与地标生成步骤

2. 海陆边界模板转化

海陆边界模板是只包含边缘信息的二值图像，其本质是点的集合，在进行图像处理时有诸多不便。如果可以将海陆边界模板转化为陆地为 1，其他为 2 的二值图像，则会引入更多的信息，便于后续处理。

从海陆边界模板的角度来看，这种转化是非常困难的，因为其边缘在很多情况下并不是闭合的，且存在很多孤立的点。因此需要从数据源寻求解决方案。

正如阐述海陆边界模板生成算法时所述，全球海岸线矢量数据是以多边形的方式进行存储的，该多边形是具有方向性的，且每个多边形具有相同的方向，当按该方向沿多边形移动时，左手边是陆地，而右手边是水。这种有方向的多边形可以帮助我们确定某个位置的点是属于陆地区域还是水区域。其实现步骤如下：

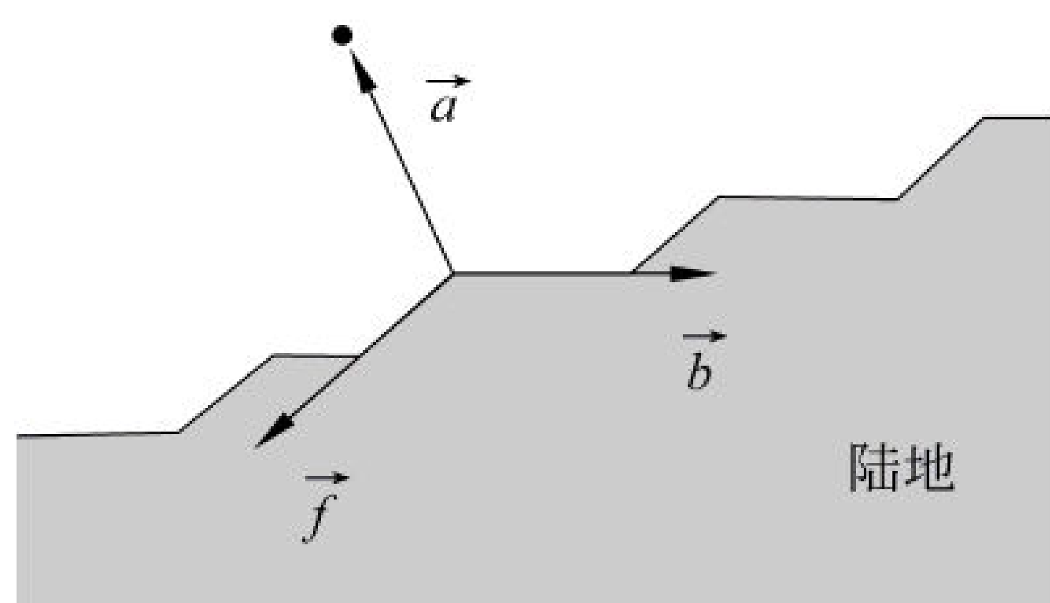


图 3-14 向量的定义

(1) 对于某选定点 P，获取离它距离最近的海陆边界上的点 P_Coast。

(2) 将 P_Coast 作为右手坐标系的原点，并在该坐标系中定义如下向量，如图 3-14 所示。

$\vec{a}$：由坐标系原点指向选定点 P 的向量。

$\vec{f}$：由坐标系原点指向下一个海陆边缘点的向量。

$\vec{b}$：由坐标系原点指向上一个海陆边缘点的向量。

计算这些向量的叉乘，并根据计算结果判断点 P 是否为陆地点。

$$\vec{a}_1 = \vec{b} \times \vec{f} \tag{3-19}$$

$$\vec{a}_2 = \vec{a} \times \vec{b} \tag{3-20}$$

$$\vec{a}_3 = \vec{a} \times \vec{f} \tag{3-21}$$

如表 3-4 所示的情况是待判断点为陆地区域的情况。

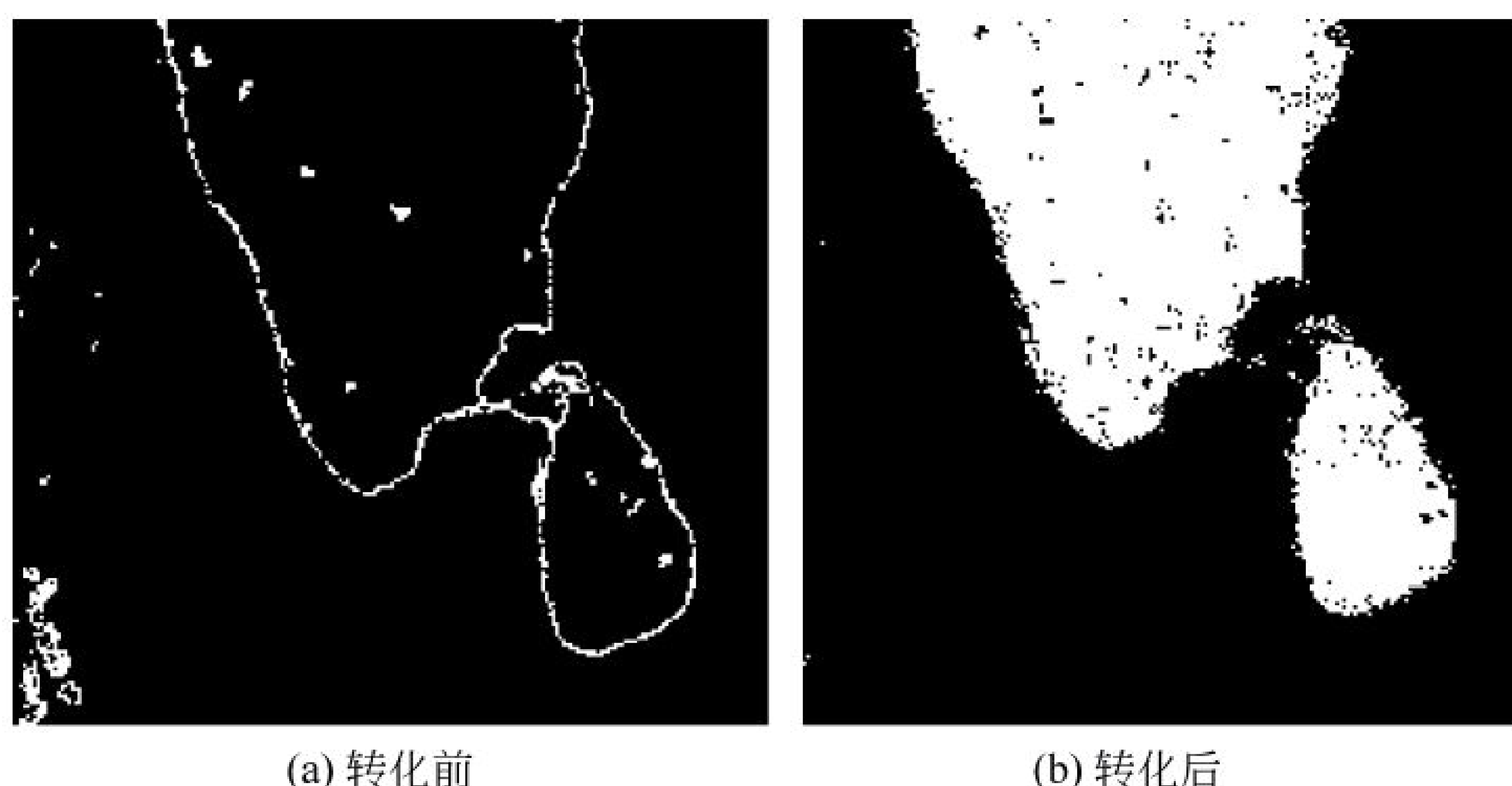
表 3-4 待判断点为陆地区域

$\vec{a}_1>0$	$\vec{a}_2<0, \vec{a}_3<0$ $\vec{a}_2>0, \vec{a}_3>0$ $\vec{a}_2>0, \vec{a}_3<0$
$\vec{a}_1<0$	$\vec{a}_2>0, \vec{a}_3<0$

其余情况下，待判断点为水区域。

海陆边界模板的转化过程是计算密集型的，因为在计算待判断点的最短距离海陆边界点的时候，必须遍历所有多边形上的点。因此，选择合适的分辨率以减少不必要的计算。另外，由于地面控制点一次生成后，可在以后的系统中重复使用，海陆边界模板的转化过程对实时性要求并不高，因此，采用这种方法是可行的。如图 3-15 所示，是转化前后的海陆边界模板示意图。

可以看到，转化后的海陆边界模板不但保留了海陆边缘信息，并且对于某个位置是海洋



(a) 转化前　(b) 转化后

图 3-15　海陆边界模板转化前后示意图

还是陆地也可以非常直观地显示出来，增加了信息量。但是其质量并不理想，如图 3-15 所示，有很多孔洞和孤立点，并不利于进一步的使用。因此，接下来必须对这些孔洞和孤立点进行消除。

3. 孤立点去除

直接转化后的海陆边界模板存在很多噪声，特别是一些孤立点，会对后续的 Harris 角点检测造成不良影响，因此必须先进行去噪处理，以下将使用形态学方法和滤波方法两个角度对此展开研究。

1）使用形态学方法去噪

形态学(morphology)最初表示生物学的一个分支，是研究动植物形态和结构的学科。在数字图像处理中，“形态学”指的是数学形态学的内容，将数学形态学(mathematical morphology)作为工具从图像中提取对于表达和描绘区域有用的图像分量，如边缘、骨架等。同时，形态学也可以用于预处理，例如细化、平滑等。

数字图像处理中的形态学从集合的角度描述图像，例如在二值图像中，所有同色的像素，其集合就是该图像完整的形态学描述。因此，形态学所用到的主要逻辑运算是与、或、非三种，以及它们的各种组合。在形态学操作中，腐蚀和膨胀是基础操作。

（1）形态学膨胀。

膨胀的定义是，假设 A 和 B 是两个集合，A 被 B 膨胀的公式表达形式为

$$A \oplus B = \{z \mid (\vec{B})_z \cap A \neq \varnothing\} \tag{3-22}$$

虽然形态学操作都是以集合运算为基础，可以将结构元素 B 看为一个卷积模板，逐步移动 B，使 B 滑过整个 A。

膨胀最简单的应用是将原本分离的点连接起来，虽然使用低通滤波方法也能达到这一效果，但是由于形态学操作都是针对二值图像进行的，且其结果也是二值的，对于此类操作往往是更好的选择。如图 3-16 所示为膨胀的效果示意图。

（2）形态学腐蚀。

与形态学膨胀的定义类似，假设 A 和 B 是两个集合，使用 B 对 A 腐蚀，其公式表达式：

$$A - B = \{z \mid (B)_z \subseteq A\} \tag{3-23}$$

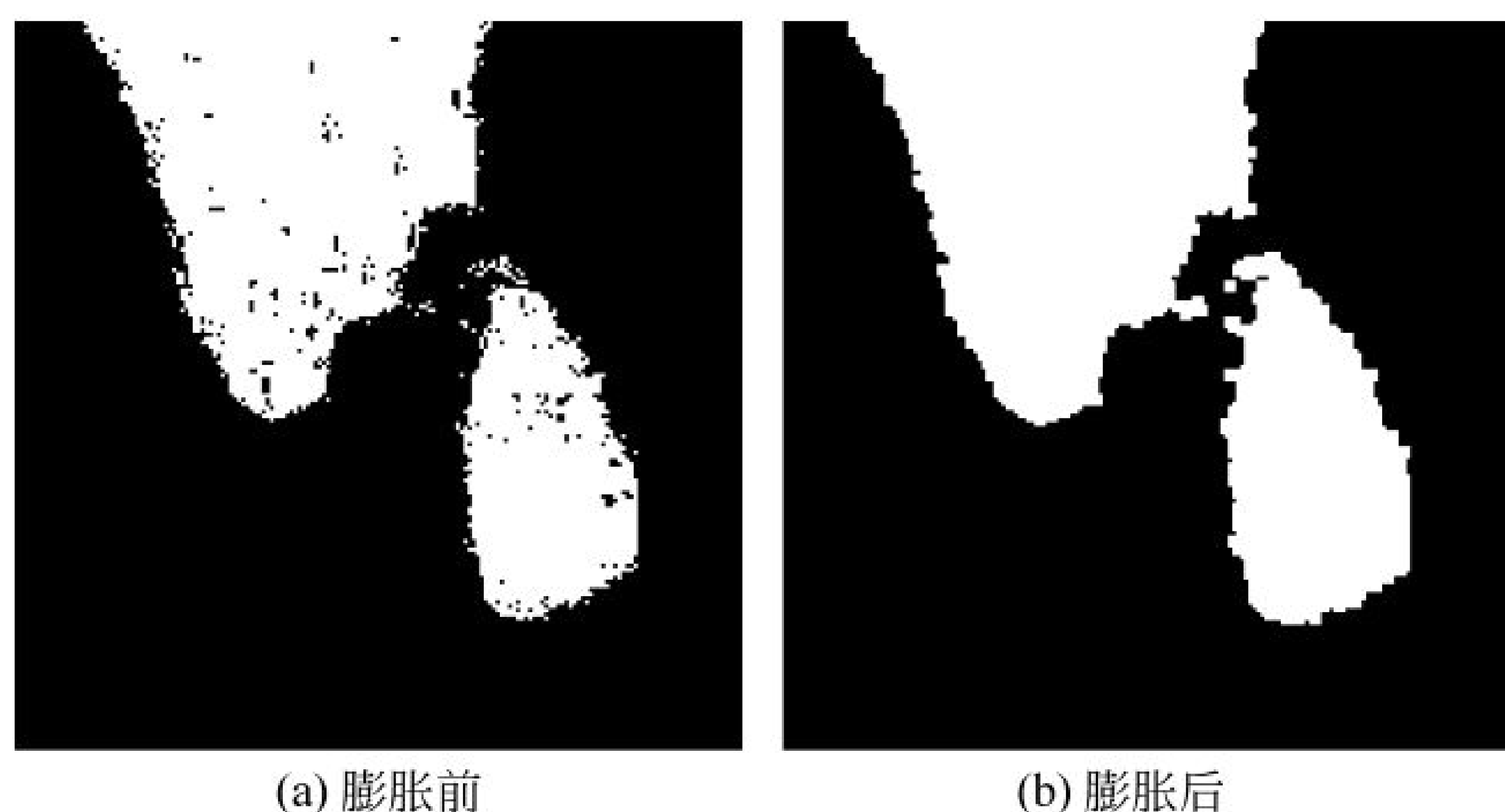


图 3-16 形态学膨胀

形态学腐蚀最简单的应用是根据尺寸，去除二值图像中不相关的细节，例如去除一些孤立的点，但是会使原图像缩小。如图 3-17 为腐蚀效果示意图。

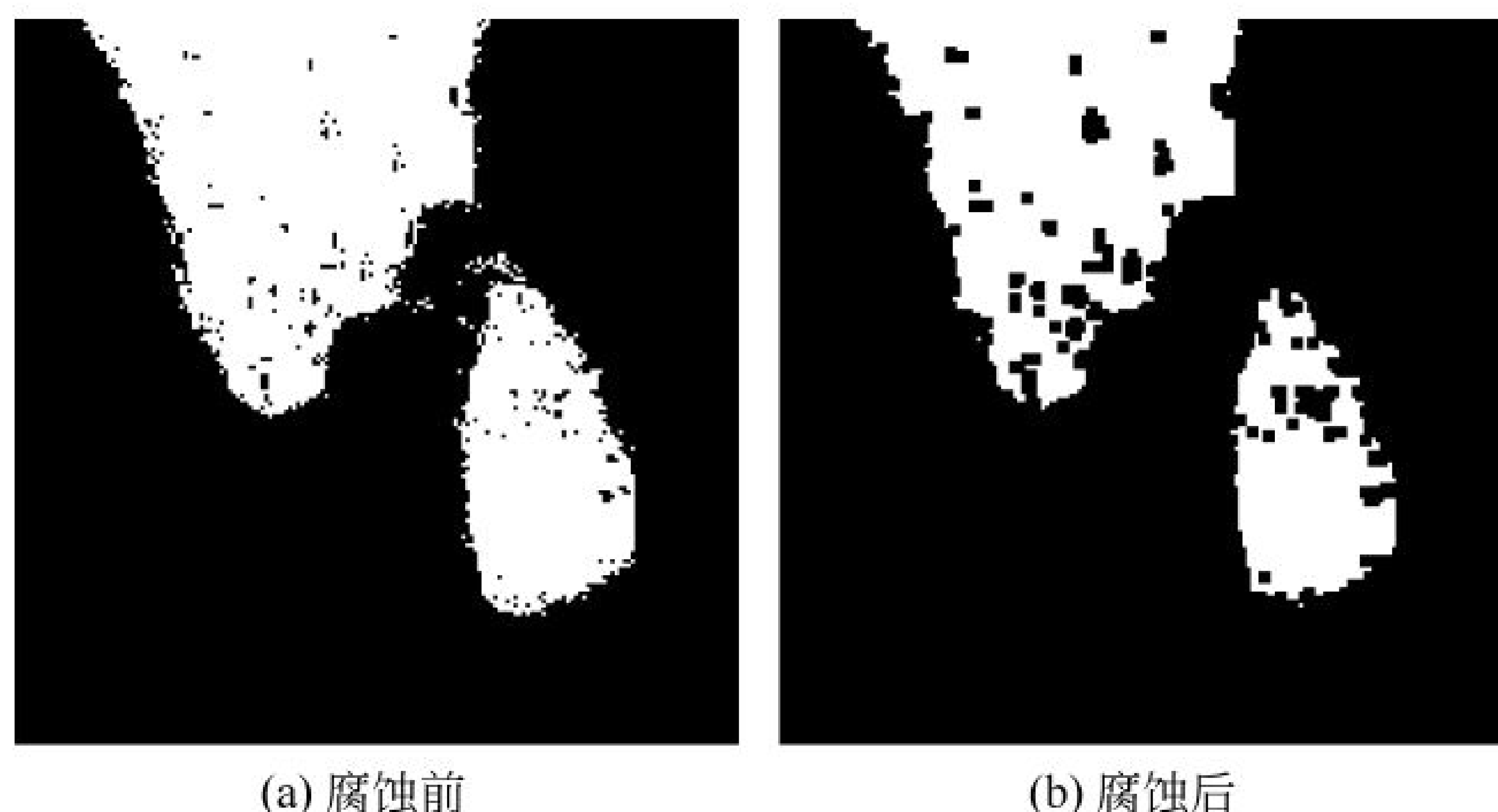


图 3-17 形态学腐蚀

(3) 开操作与闭操作。

形态学腐蚀与膨胀操作往往是结合在一起使用的。先腐蚀再膨胀，可以在不改变原始图像基本尺寸的情况下，使图像轮廓变得圆滑，并断开狭窄的间断以及消除较小的孤立区域。而先膨胀再腐蚀，可以在不改变原始图像基本尺寸的情况下，连接狭窄的间断，消除较小的孔洞，同时使图像轮廓变得圆滑。先腐蚀，再膨胀，被称为开操作；先膨胀，再腐蚀，被称为闭操作。

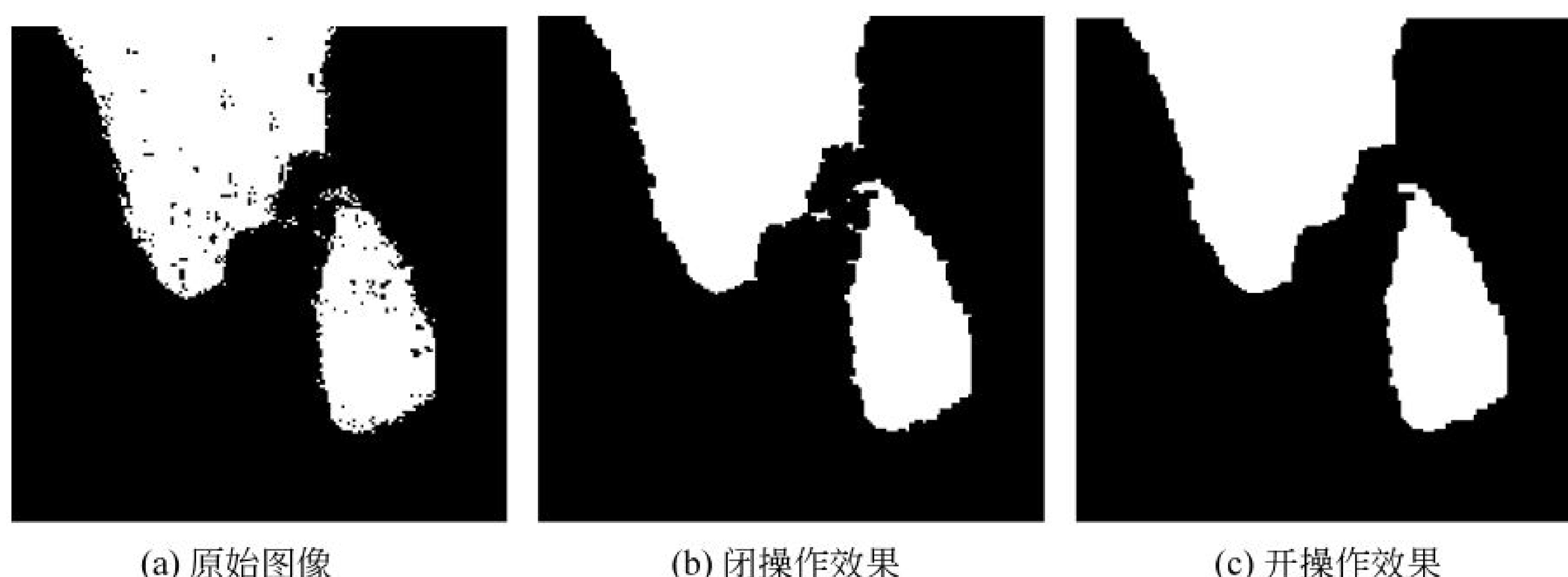
(4) 形态学方法去噪的实现。

由于原始图像中存在噪声点，既有孤立点，也有孔洞，我们称此类噪声为椒盐噪声。去除椒盐噪声，只使用开操作和闭操作中的一个是无法达到的。因此可先使用闭操作消除孔洞，再使用开操作消除孤立点，在不改变原始图像基本尺寸的情况下，去除了椒盐噪声。如图 3-18 所示，为开操作和闭操作效果示意图。

由图 3-18 可以看出，开操作的去噪结果更好，并且去噪后的图像拥有了更加平滑的轮廓，便于进一步的处理。

2) 使用空间域滤波方法去噪

数字图像处理中的空间滤波，是定义一个掩膜和一种计算方法，在待处理图像上逐点移动该掩膜，并在每一点进行预先定义好的计算。空间滤波可分为线性滤波和非线性滤波。



(a) 原始图像　　(b) 闭操作效果　　(c) 开操作效果

图 3-18　开操作和闭操作效果图

对于线性空间滤波，其响应由滤波器系数与掩膜扫过区域的相应像素值的乘积之和得到，如均值滤波。非线性滤波的计算部分是分线性的，如统计滤波器，其响应是先对掩膜覆盖区域的所有像素进行排序，然后使用某种统计方法对排序结果进行处理，获得的值用于替换中心像素的值。

在图像处理中，中值滤波是使用最为广泛的统计滤波器，尤其对椒盐噪声有很好的处理效果。中值滤波的思想是，对于掩膜覆盖的区域，对所有像素按灰度值进行排序，取中间的值作为中心像素的替换值。中值滤波的掩膜尺寸对于处理结果有一定的影响，如果掩膜尺寸过小，则一些孔洞和孤立点无法被去除掉。如图 3-19 所示，为使用 3×3 的掩膜进行中值滤波的效果图。



图 3-19　3×3 的掩膜中值滤波效果图

由以上对形态学和空间域滤波方法的实验可以看到，经过去除孤立点操作后，海陆边界模板已经去除了绝大多数孔洞和孤立点，海陆轮廓更为平滑，更加有利于地面控制点的检测。

4. 地面控制点数量与分布控制

在业务系统中，根据不同的应用可能会需要不同数量的地面控制点，且最好在全球均衡分布。而 Harris 角点检测是通过提前设定阈值控制监测点的数量。为了生成特定数量 N 的地面控制点，采用以下步骤：

(1) 使用 harris 角点检测算子对去噪后的遥感图像进行处理，生成与遥感图像相同尺寸的响应矩阵 $\boldsymbol{M}$。

(2) 建立容量为 N 的小顶堆，遍历 $\boldsymbol{M}$ 的每一个元素，将其与小顶堆的堆顶元素进行比

较，若大于堆顶元素，则使用该元素替换掉堆顶元素，并将小顶堆进行堆调整。

该步骤使用了堆排序的思想，我们可以较快地从角点检测处理结果中找出响应最大的 N 个位置，也就是最有可能是角点的 N 个位置。这样做仍然无法避免检测出的地面控制点在某些区域过于集中的情况。我们的做法是，在设置地面控制点数量时，先设置一个较大的数，如 $2N$ 个，检测出 $2N$ 个地面控制点后，我们将其由大到小存入容量为 $2N$ 的数组，然后在数组中逐个进行筛选，如果某元素距离它之前的某个元素距离过于接近，则去除这个地面控制点。同时，为了避免检测出个别错误点，我们提供了手动修改地面控制点的功能，实际上在很多成熟的业务系统中，地面控制点正是通过这种方式得到的。我们的方法先使用角点检测算法选出大量的地面控制点，然后通过人工干预的方式，去掉不符合要求的个别点，或增加一些漏检的点。这不但达到了减少人工操作的目的，也保证了生成的地面控制点可以正常的应用于业务系统。如图 3-20 所示，为手动修改地面控制点示意图。

根据自动生成的地面控制点，经过适当的人为控制，就可以得到符合要求的地面控制点。根据这些地面控制点，可以很容易地得到地标。

5. 地标生成

经过以上步骤，均衡分布于全球的地面控制点已经生成，如图 3-21 所示。

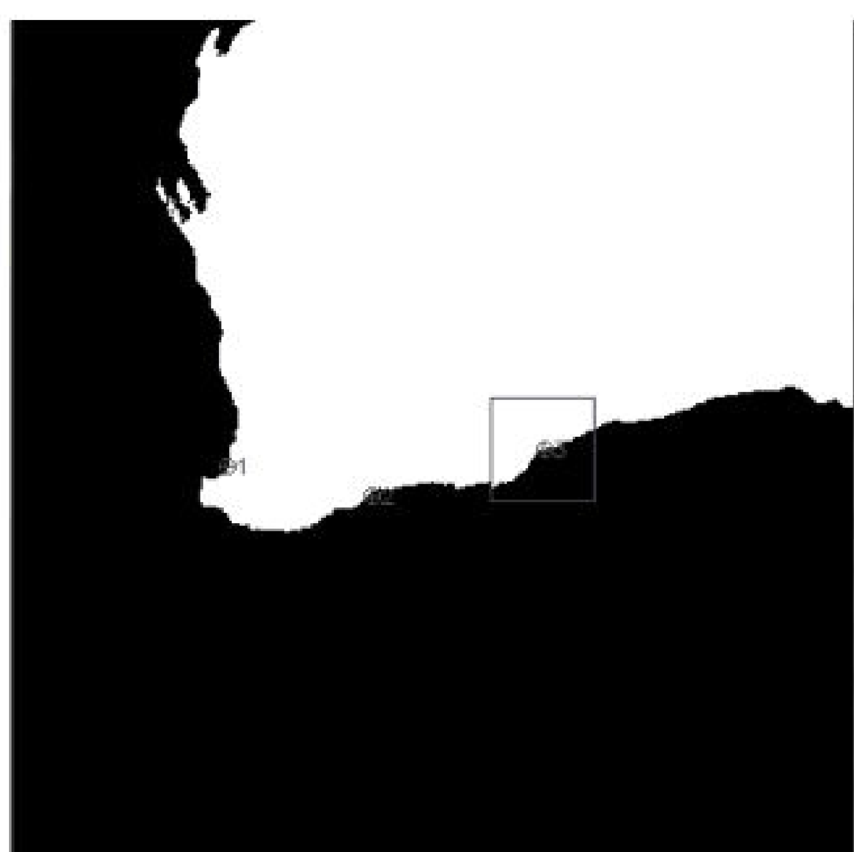


图 3-20 手动修改地面控制点



图 3-21 地面控制点生成结果示意图

以每个地面控制点为中心，向四个方向进行扩展，即形成了一个地标区域，该区域构成了一个二值图像，包含了海陆分布信息，后续的应用均以地标为单位进行。

3.3 针对地标匹配的云检测

遥感图像中的云信息在一些应用中是研究的对象，根据云的分布和走向对天气等信息进行预报。但是在遥感图像地标配准与导航系统中，云信息是噪声，云的覆盖以及云的移动都会对配准和导航过程造成影响。如果某个地标被云覆盖了，那么该地标的匹配结果就可能出现错误，云的移动也会被误认为是卫星的移动，因此对于受到云影响的区域，在匹配与导航过程中不予使用。

本节首先要对云检测的经典理论进行阐述，然后针对遥感图像匹配特点提出一种更好的解决方案。

3.3.1　云检测的理论基础

Saunders 和 Kriebel 早在 1988 年就提出了一系列阈值测试[16]，针对 AVHRR 数据进行云检测。这个方法也成为了云检测的一个准则。他们同时利用遥感数据的可见光和红外通道数据，使得云检测在白天和夜晚都可以进行。不论是白天还是黑夜，测试均由五个部分组成，对于某个像素的测试结果有三种：云像素、非云像素及无法确定。如果五种测试的结果一致，则该像素为云像素或非云像素，否则，无法确定。虽然某些测试会出现将非云区域判断为有云区域的情况，但是为了确保通过检查的地标没有云的影响，这样做是比较稳妥的。

五种测试方法会由于黑夜还是白天而产生变化，也会由于所检测的区域的不同而产生变化(陆地、海洋、海岸线三种)。

第一个测试是使用遥感图像红外通道 12μm 数据，可同时应用于白天和晚上，云在这个波长有更大的光学深度。如果某像素的灰度值小于预先设定的阈值，则该像素被认为是云像素。如何设定合适的阈值是一个比较难的问题。如果是在海上，情况稍微简单一些，因为海洋表面温度在一年中变化的很慢。而在陆地上，由于其表面温度随时间与天气不同而产生较大的变化，因此很难定义阈值。

第二个测试是区域一致性测试，使用遥感图像红外通道 11μm 数据。在白天，只有在海洋上使用该测试，因为此时陆地无云区域的温度分布也很不均匀。而在晚上，陆地表面温度变化要小一些，此时可以对其进行一致性测试。对于海岸线区域，由于海洋表面温度变化始终很大，因此不使用该项测试。

第三个测试是只应用于白天的动态阈值测试(太阳高度角大于 10°)。包含陆地和海洋的无云区域，其直方图有明显的两个峰值，根据峰值的位置可以确定一个阈值，任何大于该阈值的像素均被认为是云像素。

第四个测试应用于白天，使用近红外双向反射率与可见光双向反射率的比值 Q 来判断。由于云的反射率在近红外波长处只是略减少一些，因此云像素的 Q 值接近 1。在无云的海洋区域，可见光的反射率通常是近红外反射率的两倍，因此 Q 的值约为 0.5。在无云的陆地上，由于植被等原因，近红外波段的反射率对比可见光增加的更快，因此 Q 的值一般都大于 1。

第五个测试可以应用于白天和夜晚，通过检测红外通道 11μm 和 12μm 数据的不同来判断。

这种云检测方式往往需要人工设定阈值，如果要实现云检测的自动化，必须对阈值的动态生成进行研究。

3.3.2　基于直方图特点的动态阈值云检测

云的覆盖和云的移动会被遥感图像匹配与导航算法误认为是卫星成像仪的移动，因为必须在预处理时对云像素进行检测。云检测算法必须对未配准的图像进行，算法基于如下假设：被云覆盖的区域比无云区域更亮、更冷。因此可以在白天使用遥感图像可见光通道，利用云像素灰度值更高的特点，而在晚上使用遥感图像红外通道，利用云像素更冷的特点。

1. 多光谱云检测

多光谱云检测基于简单的阈值测试，也就是说，如果某个特定通道的某个像素的灰度值

大于预定的阈值，那么这个像素将被认为是云像素。一般来讲，有两类阈值测试的云检测：单通道测试以及多通道对比测试。可见光通道的数据只能在白天使用，利用了云像素高亮度的特点。红外通道数据在昼夜均可以使用，利用了云像素低温度的特点。另外，云像素附近的像素也很可能受到云的影响而不能使用，对于这些像素也应该进行阈值测试，但是阈值可能会根据情况设置的稍高或稍低。

2. 动态阈值云检测

以上阈值检测方法存在的最大问题就是如何寻找合适的阈值。最常用的解决方式就是通过直方图动态设置阈值[17]。然而动态设置阈值也存在问题，即海岸区域的反射率和表面温度通常存在着比较大的变化。

因此，动态设置阈值将基于以下假设，遥感图像可见光通道以及红外通道的无云图像都有着特殊的直方图。对于海岸线区域，其无云区域的直方图将存在两个极大值：一个表示海洋；另一个表示陆地。如图 3-22 和图 3-23 所示，是遥感图像可见光通道无云区域以及有云区域的直方图示意图。

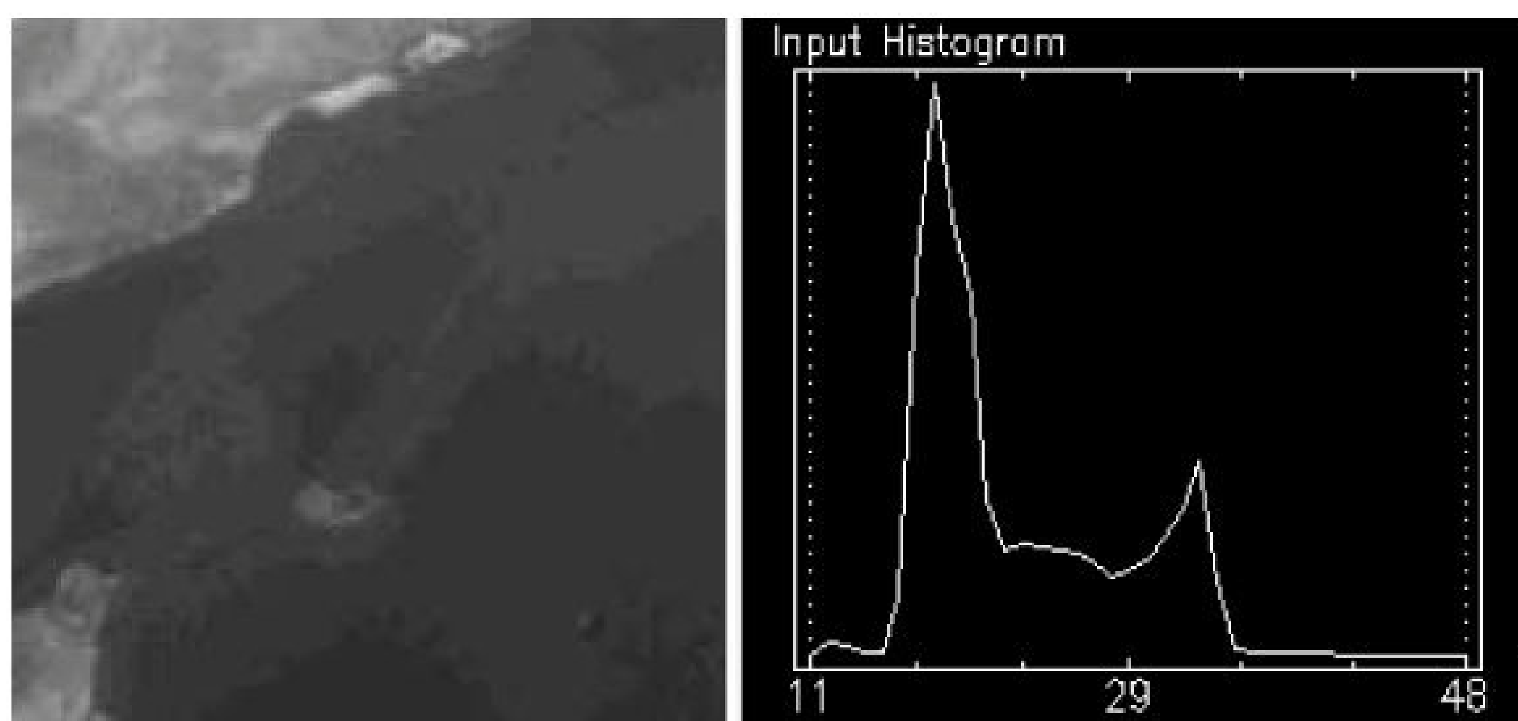


图 3-22　可见光通道无云区域直方图

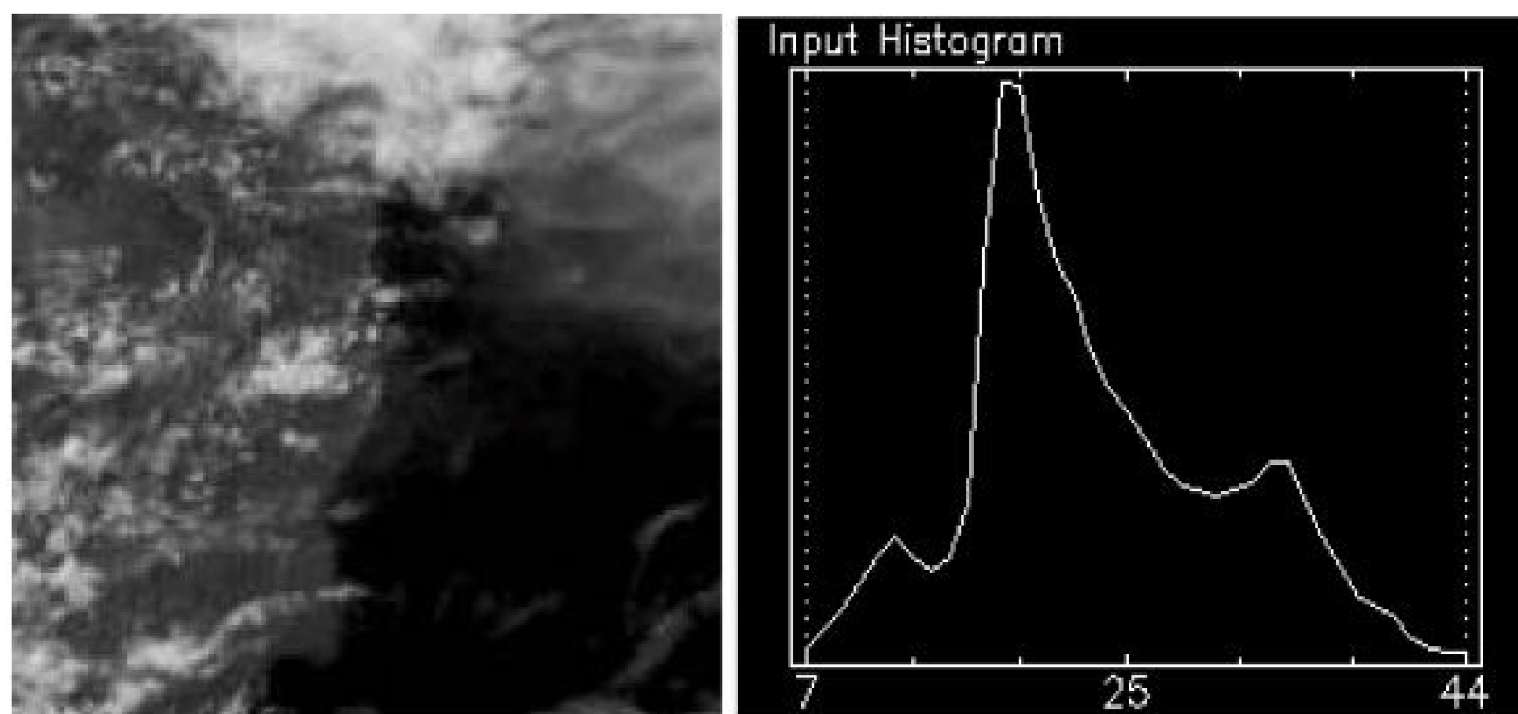


图 3-23　可见光通道有云区域直方图

对于红外通道的图像，其直方图与可见光通道的直方图类似，只是表示陆地、海洋、云的顺序不同。由于云的温度较低，在红外通道图像中，云像素的灰度值会较低。

对于遥感数据可见光通道的云检测来说，合理的阈值应该比陆地峰值所在的灰度值更大，因此我们将其定位在陆地区域结束且云区域开始的地方。首先，我们必须识别出海洋和陆地区域，对原始的直方图进行平滑操作，以便更好地确定陆地与海洋的峰值区域。一般来讲，被云覆盖的海岸区域的直方图存在三个峰值：海洋、陆地、云。只有海陆分明的无云区域以及海洋或陆地区域完全被覆盖的情况下，直方图会存在两个峰值。当所有区域被云覆

盖时，直方图只存在一个峰值。对平滑后的直方图进行二阶差分，从高灰度值向低灰度值方向的第一个极大值便是我们所求的阈值。

每种测试都会生成一个云掩膜，单个测试的结果很多情况下是不可靠的，会存在将无云区域检测为有云区域的情况。因此，通过为每一个测试增加权重参数，然后将所有结果融合成一个，即为最终的云检测结果。

但是由于实际情况的复杂性，遥感图像某个区域的直方图往往并不是都是规则的，在不借助人工的情况下，直接使用动态阈值方法会造成错误。为了实现这个过程的自动化，必须对区域进行筛选，使得直方图尽量符合假设的规则，这就需要结合地标区域的特点进行研究。

3.3.3　针对地标匹配的云检测

以上算法都充分利用了遥感图像原始数据各通道的特点，但是在具体工程化的时候，缺点也是十分明显的。阈值测试方法实现比较简单，但是很多阈值的设置需要人工设定，不仅增加了人工成本，还引入了过多的主观因素，这对于云检测的自动化是十分不利的。基于直方图阈值的动态云检测假设无云区域和有云区域都有特定形状的直方图，而实际情况更加复杂，如某些区域陆地灰度跨度较大，海洋灰度跨度较小，即使是无云区域，也可能会出现三个峰值的情况，这就会将海洋区域误认为是云区域。

另外，根据某个区域是白天还是黑夜，判断的数据来源是不同的，而对于静止卫星来讲，同一幅图像上，很可能有些区域有光照，而其他区域没有光照，那么对这幅图像的不同区域进行云检测时，必须采用不同的方法。

为了实现云检测的自动化，本节将针对地标匹配的特点，提出一种新的云检测算法。对于一个地标，当检测出云像素时，可以采用两种解决方案：

(1) 对该地标进行处理以消除云对后续操作的影响。

(2) 放弃使用该地标。

解决方案(1)需要知道云像素的确切位置，而解决方案(2)只需要判断该地标是否被云覆盖。针对这两种解决方案，我们实现了两种云检测方法，分别为“地标云像素识别”和“地标云覆盖判断”。

1. 地标云像素识别

动态阈值云检测算法可以使用原始遥感数据的所有通道，而且部分红外通道的差值也可作为一个新的通道参与计算。以风云2C星的遥感数据为例，共有5个通道，每个通道的含义和光谱范围如表3-5所示。

表3-5　风云2C各通道含义

通道标识	通道名称	光谱范围(μm)	通道标识	通道名称	光谱范围(μm)
IR1	长波红外通道	10.3～11.3	IR4	中波红外通道	3.5～3.0
IR2	红外分裂窗	11.5～12.5	VIS1～4	可见光通道	0.55～0.90
IR3	水汽通道	6.3～7.6			

IR1～IR4 通道图像星下点像素为5km，存放的数据为16位整型，有效灰度值范围是

0～1023，无效区域或太空填充为65 535。VIS通道图像星下点像素为5km，存放的数据为8位整型，有效灰度值范围0～64，无效区域或太空填充为255。

由于以地标为单位进行检测，对于无云区域，必然分别包含陆地和海洋信息，因此其直方图必然包含两个峰值，这就避免了实际情况复杂而造成的直方图不规则的问题。而有云区域，则会出现三种情况。

(1) 三个峰值：分别是陆地、海洋和云。

(2) 两个峰值：陆地或海洋大部分或完全被云覆盖，如图3-24所示。

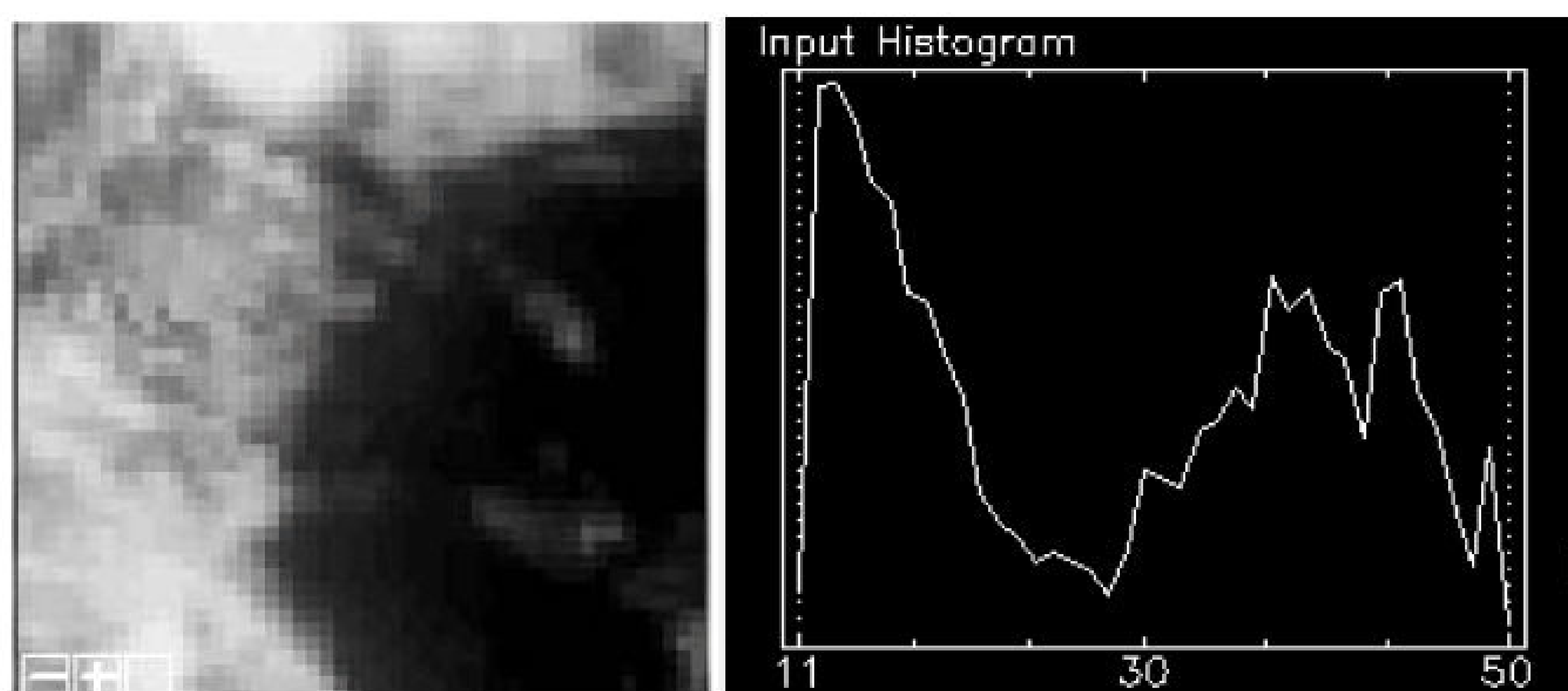


图3-24 直方图为两个峰值的情况

(3) 一个峰值：整个区域大部分被云覆盖，如图3-25所示。

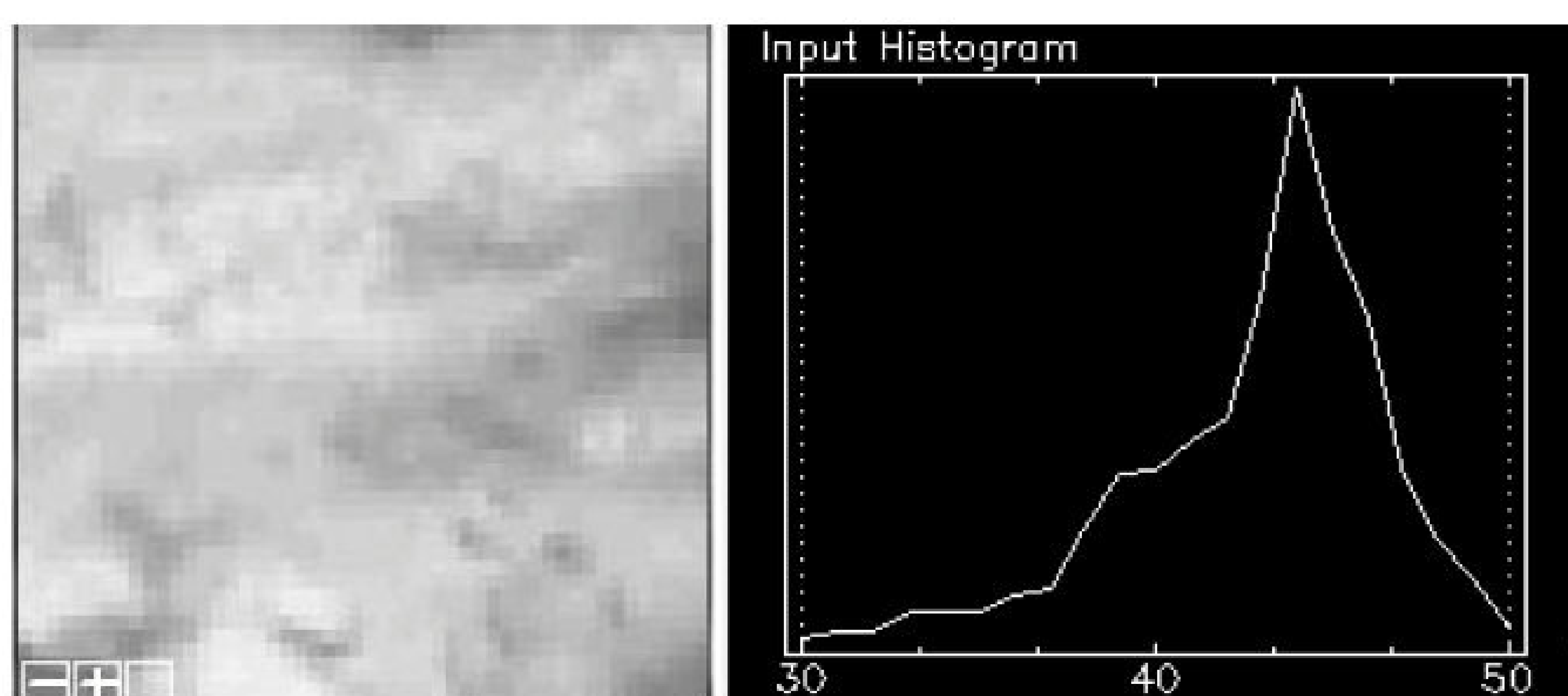


图3-25 大部分被云覆盖的直方图示意图

首先对第一种情况进行分析。在原始遥感数据的所有通道中，选取三个通道用于云检测。第一个通道是可见光通道VIS1～4，该通道只能在白天使用，其中的云像素具有更高的灰度值，其次分别是陆地，海洋。

对于红外通道，我们并不直接使用每个通道，因为不同通道的差值能更加有效地用于云检测。IR4与IR2的差值作为云检测的第二个通道，用于检测稀疏的云和薄的卷云，这是由于IR4有更高的透射比，云像素比非云像素有更大的差值。该通道对于比较厚的卷云检测效果很差，这是由于此时透射比的影响已经微不足道了。该通道在检测被雪覆盖的陆地区域时不会将其误判为云，这对于单独的通道来说是个优势。IR2和IR1的差值作为云检测的第三个通道，用于检测高层的卷云，由于IR2比IR1有更高的透射比。但是该通道对于比较厚的、层状的云检测效果并不好，其差值很低，且可能为负数，不过由于差值比无云区的差值还要低，因此并不影响形成陆地的峰值。

在白天，这三个通道都在云区域呈现出较高的值，而在非云区域呈现出较低的值。而在

夜晚,只使用第二个和第三个通道,用 IR1 通道代替可见光通道成为第一个通道,由于夜晚的处理形式与白天是完全一致的,以下只对白天的动态阈值云检测进行说明。三个通道所形成的直方图形状是相似的。选择阈值时,选择第二个峰值下降部分的底部即可,所有比该阈值大的像素均为云像素,如图 3-26 所示。

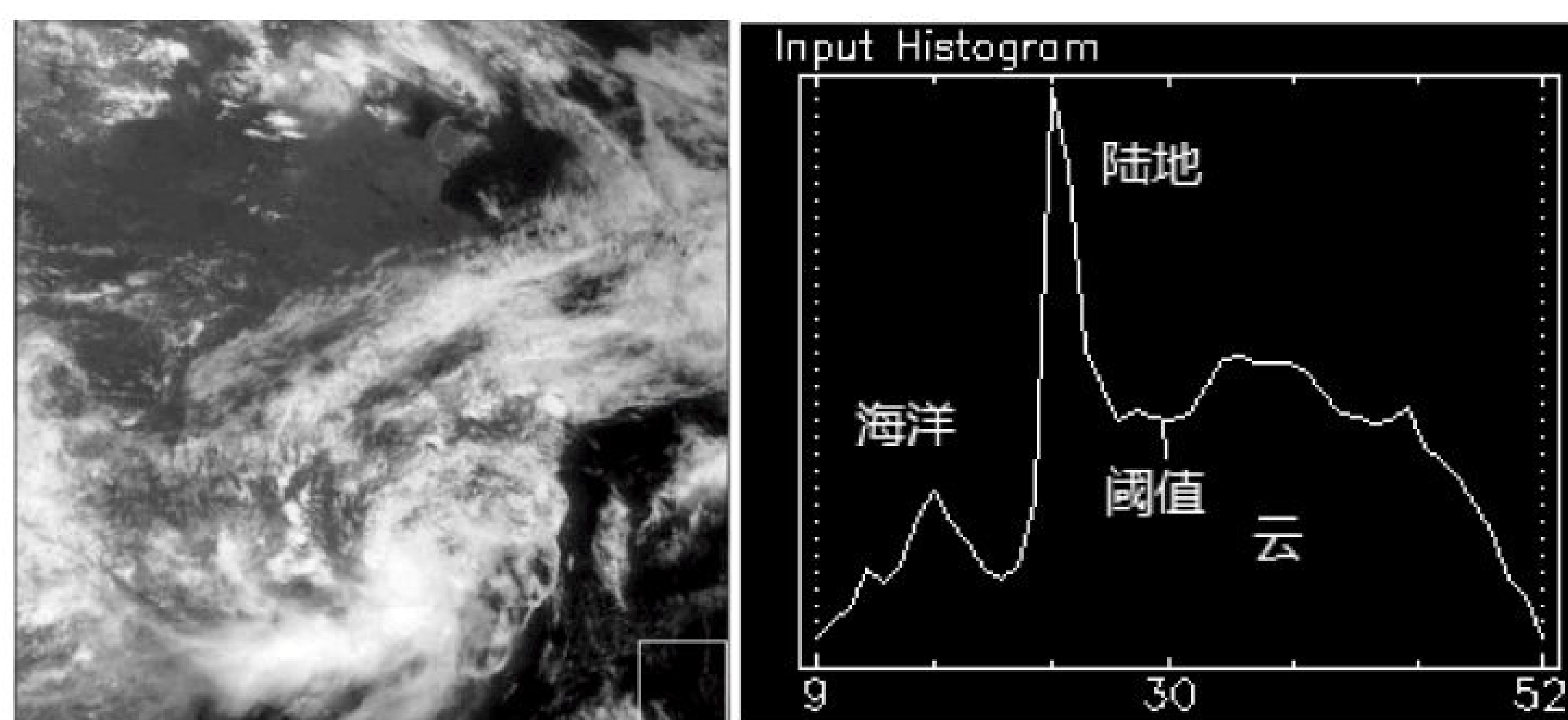


图 3-26　动态阈值选择示意图

在具体实现的时候,对于每一个通道的操作是类似的:

(1) 对原始直方图进行平滑操作,使用更大的灰度值跨度。平滑后的直方图 H1 可以看作是一个连续的函数,以新跨度为间隔的灰度值为自变量,新的灰度值数量为变量。

(2) 得到平滑的直方图后,求一阶导数,得到新的直方图 H2。即单位灰度值变化下灰度值数量的变化。由于平滑后的直方图跨度是均匀的,因此只需要计算灰度值数量的变化。在 H2 中,可以通过寻找符号改变来定位陆地的峰值区域。同时对原始直方图进行第二次平滑,与第一次平滑相比采取更小的灰度值跨度,可以对陆地峰值进行粗略的定位。两次对陆地峰值的定位都参与后续的阈值设定,这样可以减少定位错误的几率。

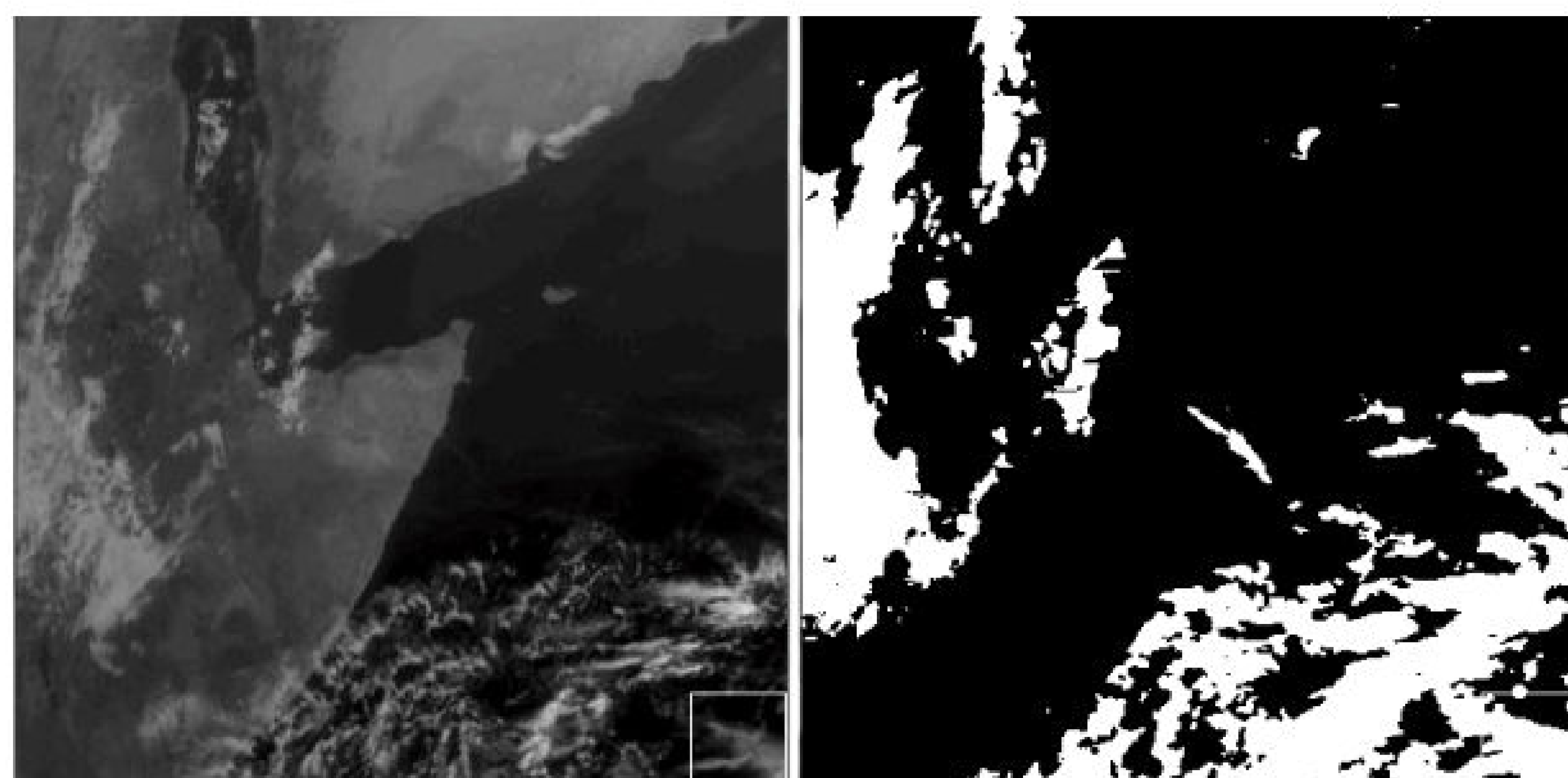
(3) 最终的阈值应该比陆地峰值高,需要在陆地峰值的右侧查找。查找是在 H1 上进行的,当陆地峰值定位成功后,在该峰值向右两个跨度单位以外进行查找,以防将陆地像素标识为云像素。定位陆地峰值底部的操作即动态查找阈值的过程,此过程可以高效地通过计算 H1 的二阶导数,并寻找最大值获得。

对一个通道进行上述过程可以定义一个该通道的阈值,大于该阈值的像素被认为是云像素,但是会有一些本来是云像素,但其灰度值低于阈值的情况。这就需要综合各个通道的结果,在三个通道的检测中,只要有一个通道认为某像素是云像素,则不管其余通道检测结果如何,都将该像素标识为云像素。

当云覆盖的区域较大时,就有可能出现如图 3-24 和图 3-25 所示的情况。因此,需要给每个通道设置一个经验值,作为阈值的上限,如果动态得到的阈值超过了这个上限,则说明该区域的云过多,因此放弃对该区域的后续处理。

经过以上处理,可以生成地标区域所对应的云掩膜,如图 3-27 所示,白色部分为云像素,黑色部分为无云区域。

在实际的业务系统中,整幅遥感图像中的地标数量很多,而匹配以及后续的校正只需要其中的一部分,因此完全可以采取检测出云就放弃使用该地标的策略。这样的方案并不需要确切知道云像素的具体位置,而只是需要判断该地标区域是否有云即可。



(a) 遥感图像可见光通道示意图　(b) 我们所给方法的云检测结果

图 3-27　地标区域所对应的云掩膜

2．地标云覆盖判断

如果只是判断某个地标是否被云覆盖，则不需要通过复杂的动态阈值查找。而且如果使用动态阈值的方法，对于实际上无云的区域，也有可能检测出孤立的若干个云像素。可以换个角度看待这个问题，由于每个无云地标区域的直方图都应该是只有两个峰值的，因此对于所有直方图不是两个峰值的地标区域，必然不可能是无云的。而对于直方图是两个峰值的地标区域，则很可能是无云的(除了陆地或海洋大部分被云覆盖的情况)。根据这个原则，可以进行快速的地标云覆盖判断。其步骤如下：

(1) 使用 VIS、IR1、IR4 三个通道的数据进行判断。在白天，可以同时使用这三个通道。在晚上，只使用 IR1 和 IR4 两个通道。

(2) 对于每个地标区域，获取其直方图，平滑后得到数量最多的两个灰度值，如果这两个灰度值分布在平滑后直方图中点的两侧，则认为该直方图有两个峰值，进行步骤(3)。否则，该区域必然有云，结束。

(3) 使用动态阈值方法对地标区域重新进行云检测，若得到的云像素占所有区域的比例低于某一经验阈值(如 10%)，则认为该区域是无云的。否则，说明该区域的陆地或海洋大部分被云所覆盖。

使用该方法对 1035 个地标区域进行测试，并人工对检测结果进行对比，对比结果如表 3-6 所示。

表 3-6　地标云覆盖检测结果

地标总数	实际无云的地标数	检测正确的地标数	检测错误的地标数
1035	112	108	22

实际无云的地标区域有 112 个，我们的算法可以检测出其中的 108 个，而将 22 个被云覆盖的地标区域误检为无云区域。

参考文献

[1] James L. Carr, Georegistration of meteorological images. Image Registration for Remote Sensing, 2011: 339-354.

[2] Francisco Eugenio, Ferran Marques. Automatic satellite image georeferencing using a contour-matching approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41 (12): 2869-2880.

[3] 杨磊,杨忠东. 极轨气象卫星自动地标导航方法[J]. 应用气象学报,2009,20(3): 329-335.

[4] National Geophysical Data Center. A global self-consistent, hierarchical, high-resolution shoreline database. 2010. [Online]. http: //www. ngdc. noaa. gov/mgg/shorelines/gshhs. html.

[5] 杨军,许健民,董超华. 风云气象卫星 40 年: 国际背景下的发展足迹[J]. 气象科技进展,2011.

[6] 岳涛. 中国航天光学遥感技术成就与展望[J]. 航天返回与遥感,2008,03: 10-18.

[7] 王素娟,郭强,许健民. FY-4 气象卫星定位用导航星选取方法[J]. 应用气象学报,2010,21(2): 149-156.

[8] Paul Wessel, GSHHG. A Global Self-consistent, Hierarchical, High-resolution Geography Database [EB/OL]. 2013.

[9] Jianghao Wang, Yong Ge, Gerard B. M. et al. Effect of sampling design of ground control points on the geometric correction of remotely sensed imagery [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 18: 91-100.

[10] L. C. Chen, L. H. Lee. Progressive generation of control frameworks for image registration [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1992, 58: 1321-1328.

[11] W. F. Zhang, J. G. Gao, T. S. Xu, et. al. The selection of ground control points in a remote sensing image correction based on weighted Voronoi diagram [C]. Proceedings of International Conference on Information Technology and Computer Science. Ukraine: IEEE Computer Society, 2009: 326-329.

[12] 王结臣,蒲英霞,崔璨等. 一种基于点集自适应分组构建 Voronoi 图的并行算法[J]. 图学学报, 2012,33(6): 7-13.

[13] Boots B N, South R. Modeling retail trade areas using higher-order, multicatively weighted Voronoi diagrams [J]. Journal of Retailing, 1997, 73(4): 519-536.

[14] 李锐,李佳田,王华. 基于四叉树结构的加权 Voronoi 图生成算法计算机应用[J]. 2012,32(11): 3078-3081.

[15] Chris Harris, Mike Stephens. A Combined Corner and Edge Detector [C]. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference: Manchester, 1988: 147-151.

[16] R. W. SAUNDERS, K. T. KRIEBEL. An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9(1): 123-150.

[17] Chunming Li, Chiu-Yen Kao, John C. Gore etc. Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions On Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.

第 4 章 红外图像自动匹配与校正

本章主要介绍红外图像导航技术相关基础理论知识，分析研究海陆分界模板、卫星图像匹配、卫星红外校正技术及相关算法，重点介绍针对系统功能设计需求进行优选和改进的算法。

4.1 图像匹配

由于气象卫星成像传感器生成红外图像的时间、自身环境、目标环境等条件的不同，所获得的图像不同程度存在几何畸变，导致坐标位置的差异。消除这一差异，首先要将原始图像与相应区域地标数据进行匹配，计算偏差量，为后续图像的校正提供依据。

4.1.1 图像匹配介绍

将已知图像与未知图像在空间上进行配准，是机器识别图像的一个重要前提。图像匹配(Image Matching)是利用某种匹配算法在两幅或多幅图像之间建立同名点对应关系的过程，其实质是依靠相似性的最佳搜索问题，在未知图像中搜索与已知模式图像相对应的图像的过程[1]，这一过程要根据该图像所包含的颜色、纹理、形状以及它们的组合特征等信息建立索引并且通过图像特征向量间的相似性度量进行相似性检索和匹配[2]。如图 4-1 所示，反映了原始图像与待匹配图像的特征对应关系。

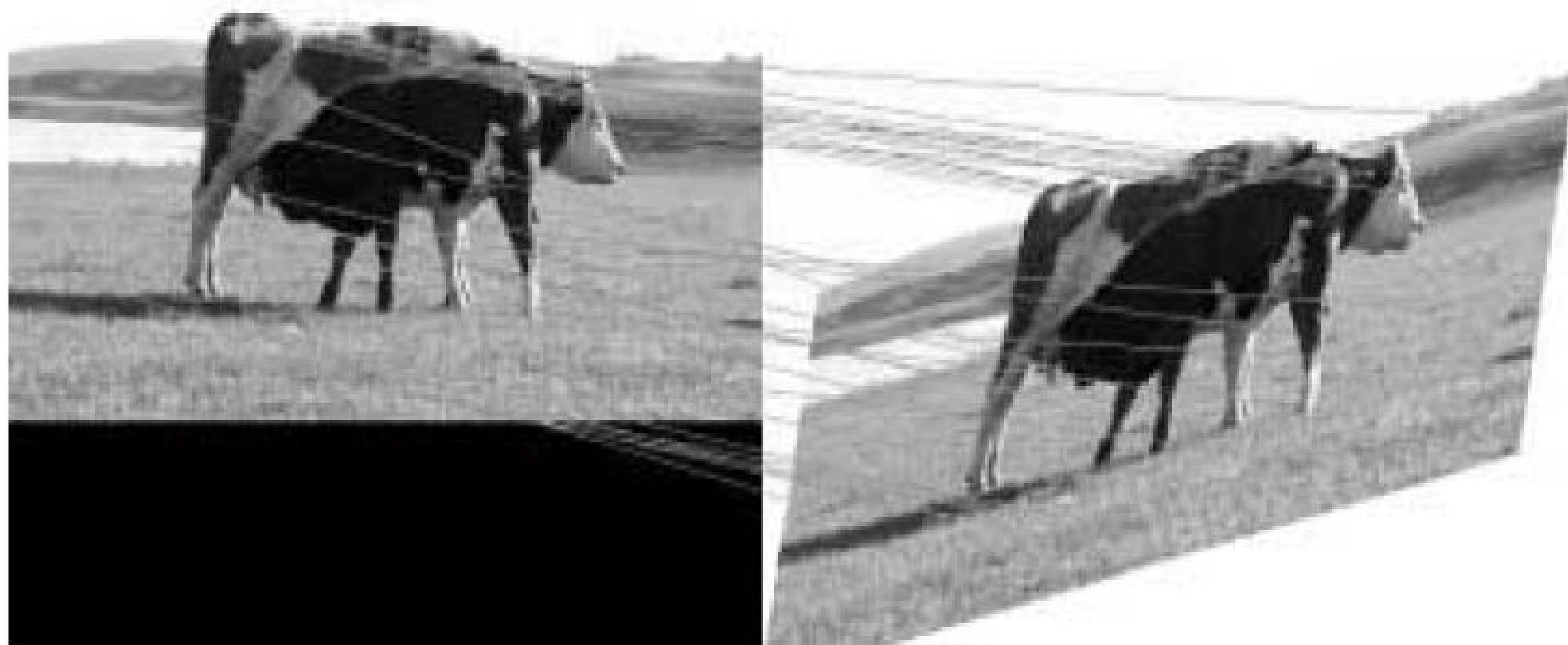


图 4-1 图像特征对应关系

图像匹配的实现需要经过多个步骤，从待匹配图像输入开始，经过待匹配图像的预处理、对图像特征的抽取、进行匹配运算、得出匹配结果完成匹配。因为使用的匹配算法不同，

各种方法的实现环节也存在较大差异，但基本流程大同小异[3]，图像匹配的一般过程如图 4-2 所示。

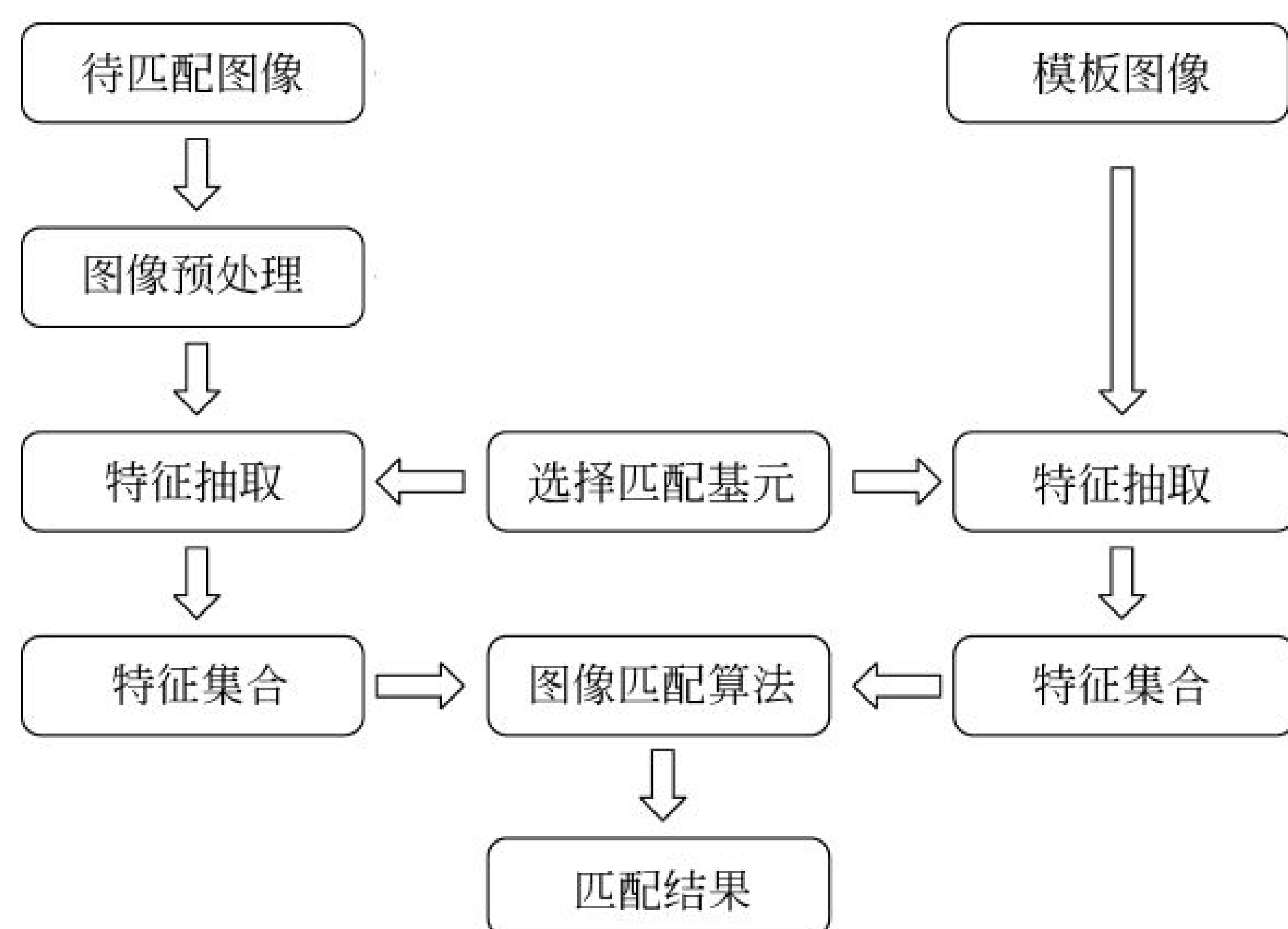


图 4-2　图像匹配过程示意图

4.1.2　图像匹配算法研究

图像匹配是两幅图像在位置空间和灰度空间上的配准[4]。为了实现图像匹配，人们提出了多种配准算法，但是无论哪种算法，都是基于以下几个因素相互作用综合形成的[3]：

(1) 基于图像的特征。图像匹配最重要的依据之一就是图像的特征，图像的特征集合构成了图像匹配的特征空间。图像特征选择的质量，对于图像的匹配性能、搜索空间的压缩和噪声干扰的减少等因素有着重要的影响。

(2) 基于图像的相似度。相似度是衡量待匹配图像特征之间相似性的标准，通常以代价函数或者是距离函数的形式来定义图像的相似度，常见的相似性度量有相关函数等。

(3) 基于图像的变换类型。大多数待匹配的图像之间都存在空间几何位置的差异，图像的几何变换可以消除待匹配图像在空间几何位置中存在的不同。

(4) 基于搜索策略。所谓搜索策略，就是采用一种最为适宜的方法找出图像在空间平移、缩放等参数最为接近的假设，用来保证待匹配的两幅图像在空间位置和形态改变以后其相似度为最大。经常使用的搜索策略有分层搜索、穷尽搜索和遗传算法等。

常见的匹配方法主要有：基于特征的匹配方法、基于灰度的匹配方法、基于关系结构的匹配方法[5~6]和基于神经网络的匹配方法[7]四个大类，其中，基于图像灰度信息和基于图像特征的匹配方法最为常用。

基于灰度信息的匹配算法基本思路简单明确，工程实现比较方便，但这种算法存在的最大的问题是，在匹配过程中相似性度量值会以模板位置为核心，在待检测图像内生成较为平稳的峰面，这样就会大大降低匹配位置计算的精确性。同时，光照强度的大小会不同程度地影响到图像灰度值的高低，自然条件下，图像生成的环境的光照条件多为非线性的实时变换，这将使匹配结果产生很大的差异。再有，图像在空间上的旋转和缩放等几何变化也会对匹配效果产生较大影响。基于图像特征的匹配方法可以避免基于灰度信息匹配方法中存在的问题[8~9]。在图像中，特征点的数量要远远少于像素点的数量，这就使匹配过程中的计算

量得以大幅度的下降，并且由于图像特征点的相似性度量值表现出对位置变化的高度敏感性，使得匹配结果在精度上得到了较大的提高。同时，由于特征点相对于图像像素点少得多，在抽取特征点的过程中，图像的噪声、畸变、遮蔽等干扰因素也被不同程度地滤除掉，减少了对匹配效果的影响。

1. ABS(Absolute Balance Search)匹配算法

该方法的基本思路是，比较待匹配图像中搜索窗口像元的灰度值和模板图像中搜索窗口像元灰度值之间的差异，以此作为两幅图像进行匹配的相似性度量。比如 $F(x,y)$ 是一幅大小为 $M\times N$ 的待匹配图像，$G(x,y)$ 是其大小为 $P\times Q$ 的模板图像，那么待匹配图像就可能会存在 $(M-P+1)\times(N-Q+1)$ 个匹配点，而每个匹配点就与一个 $P\times Q$ 的搜索窗口相对应。由此也可以看出，这种匹配的过程就是将与模板尺度相同的搜索窗口在待匹配图像上遵循一定的规则进行滑动，滑动一次就完成一次相关计算，通过计算得出模板与搜索窗口的差别。当差值低于设定的阈值，则此次匹配即为有效，如果差值高于设定的阈值，则此次无效[3]。通常按照不同的适用条件，有 3 种不同的算法计算 ABS 值：

$$\mathrm{MD}(m,n)=\max_{x,y}\left|f_1(x,y)-f_2(x+m,y+n)\right| \tag{4-1}$$

$$\mathrm{SAD}(m,n)=\sum_X\sum_Y\left|f_1(x,y)-f_2(x+m,y+n)\right| \tag{4-2}$$

$$\mathrm{SSD}(m,n)=\sum_X\sum_Y\left(f_1(x,y)-f_2(x+m,y+n)\right)^2 \tag{4-3}$$

ABS 方法的思想简洁明确，工程实现比较容易，然而该方法存在的最大问题是，算法受图像灰度变化的影响比较大，只要参与匹配的两幅图像中的任何一幅灰度值产生了线性变化，那么这种算法将无法继续进行。由于这种算法需要对阈值进行提前设定，而参与匹配的图像和模板从尺幅大小到灰度值分布都存在很大差异，搜索窗口也呈现随机的各异性，对阈值有着各自不同的要求，所以不适宜的阈值往往造成较高的误配率。只有当模板图像包含待匹配图像时，这一方法才适用，因而在使用上受到很大限制[10]。

2. 互相关匹配算法

互相关匹配方法是一种最基本的统计匹配方法[11]。该方法要求参与匹配的待匹配图像与模板图像具有相似的尺幅和灰度信息。将模板窗口在待检测图像上进行遍历，算出参与匹配图像间每个对应部分的互相关值，互相关信息最大的地方就是模板在待检测图像中的对应位置。归一化互相关系数的计算公式可表达为：

$$C(i,j)=\frac{\sum_x\sum_y M(x,y)I(x+i,y+j)}{\sqrt{\sum_x\sum_y M^2(x,y)\sum_x\sum_y I^2(x+i,y+j)}} \tag{4-4}$$

$$C(i,j)=\frac{\sum_x\sum_y\left(M(x,y)-\bar{M}(x,y)\right)\left(I(x+i,y+j)-\bar{I}(x+i,y+j)\right)}{\sqrt{\sum_x\sum_y\left(M(x,y)-\bar{M}(x,y)\right)^2\sum_x\sum_y\left(I(x+i,y+j)-I(x+i,y+j)\right)^2}} \tag{4-5}$$

这种算法的基本思想清晰简洁，但存在的问题是，随着待匹配图像尺幅的增大，算法的

运算量将急剧增加，运算非常耗时。为了解决这一问题，可采用FFT相关匹配方法[1]，将模板图像的频谱与待匹配图像的频谱在频率域空间做复数乘法运算，从而把参与匹配的图像转换到频域空间进行处理。

$$\mathrm{FM}(u,v)=\mathrm{FFT}(M(x,y)) \tag{4-6}$$

$$\mathrm{FI}(u,v)=\mathrm{FFT}(I(x+i,y+j)) \tag{4-7}$$

$$\mathrm{Corr}(u,v)=\mathrm{FM}\cdot\mathrm{FI} \tag{4-8}$$

$$C(i,j)=\mathrm{FFT}^{-1}\{\mathrm{Corr}(u,v)\} \tag{4-9}$$

在频率域内对图像进行处理，可以对噪声进行有效的滤除。同时对于图像的缩放、旋转和平移等空间几何位置的变换，在频域内也都有相应的表达。而且，这一变换可以由硬件来实现，计算效率得以提升。

3. 基于Fourier变换的相位匹配算法

该方法假设待配准的两幅图像，其中一幅图像是另一幅图像经过旋转(rotation)、尺度伸缩(scaling)和平移(translation)变换后的图像(简称为RST变换)。通过计算两幅图像功率谱的反Fourier变换所对应的峰值位置求取它们的相对平移，通过对图像幅度谱进行对数-极(Log-Polar)变换，在对数-极空间用类似于计算相对平移的方法求得相对旋转角度和尺度缩放因子，从而实现满足RST变换关系的两幅二维图像之间的匹配。算法基本原理描述如下：

1) 傅里叶变换位移理论

设$f_2(x,y)$为图像$f_1(x,y)$平移x_0,y_0后的图像，即：

$$f_2(x,y)=f_1(x-x_0,y-y_0) \tag{4-10}$$

那么，f_1和f_2对应的傅里叶变换F_1和F_2之间有如下关系：

$$F_2=(u,v)=\mathrm{e}^{-\mathrm{j}(ux_0+vy_0)}F_1(u,v) \tag{4-11}$$

且对应频域中两图像的互功率谱为：

$$\frac{F_1(u,v)F_2^*(u,v)}{|F_1(u,v)F_2^*(u,v)|}=\mathrm{e}^{\mathrm{j}(ux_0+vy_0)} \tag{4-12}$$

其中F_2^*表示F_2的复共轭。

通过对互功率谱进行傅里叶逆变换，就可以得到一个单位脉冲函数$\delta(x-x_0,y-y_0)$，该函数在偏移位置有明显的尖锐峰值，据此特性就能找到两图像的相对平移量x_0和y_0。对式(4-12)取傅里叶反变换后，会生成一组脉冲峰值，在这些峰值中，最高峰值所表征的位置就是相对平移量[10]。

2) 基于Fourier-Mellin变换的配准方法

假设两幅需要配准的图像为$s(x,y)$和$r(x,y)$，其中$s(x,y)$是$r(x,y)$经过平移、旋转和在x,y方向上以相同尺度变换因子进行尺度缩放变换产生的新图像[3]，即：

$$s(x,y)=r[\sigma(x\cos\alpha+y\sin\alpha)-x_0,\sigma(-x\sin\alpha+y\cos\alpha)-y_0] \tag{4-13}$$

对应的傅里叶变换$S(u,v)$和$R(u,v)$之间满足：

$$|S(u,v)|=\sigma^{-2}|R[\sigma^{-1}(u\cos\alpha+v\sin\alpha),\sigma^{-1}(-u\sin\alpha+v\cos\alpha)]| \tag{4-14}$$

频谱幅度与平移量x_0和y_0没有直接关系，其大小只受到旋转角度α与缩放因子σ两个因素的影响。Fourier变换以后，参与匹配的两幅图像由空间域中的相关性计算，变换成

了频率域中两幅图像的频谱复数乘积计算，对产生平移、旋转和尺度缩放变化图像的匹配准确度得到很大提高。

4. Harris 匹配算法

Harris 匹配方法是基于点特征的匹配算法，该方法的思想来源于信号处理领域中的自相关函数，通过列出 $\boldsymbol{M}$ 矩阵来反映与自相关函数之间的联系[4]。自相关函数的一阶曲率表征了 $\boldsymbol{M}$ 矩阵的特征值，判断特征点的依据是两个曲率都具有较高的值。这种方法只需要对图像进行一阶求导：

$$\boldsymbol{M} = G(s) \otimes \begin{bmatrix} g_x & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y \end{bmatrix} \tag{4-15}$$

$$I = \det(\boldsymbol{M}) - k \cdot \mathrm{tr}^2(\boldsymbol{M}), k = 0.04 \tag{4-16}$$

如式(4-15)所示，$G(s)$ 为高斯模板，g_x 和 g_y 分别为 X 方向和 Y 方向的梯度。在式(4-16)中，det 为 $\boldsymbol{M}$ 矩阵的行列式，tr 为 $\boldsymbol{M}$ 矩阵的直迹，k 为默认常数 0.04。

原始图像中的每一个像素，都可以对它在 X 和 Y 方向上进行一阶求导，并计算得出它们的乘积，相应的得到 g_x、g_y 和 $g_x g_y$，并由此可重新生成三幅图像，采用高斯滤波的方法对重新生成的图像进行处理，就可以得出原始图像中每个像素的兴趣值。Harris 方法把原始图像中区域兴趣值最大的点作为特征点，要从原始图像各个像素的兴趣值计算结果中，把区域值最大的点抽取出来。采用 3×3 的窗口按顺序对每个像素进行查找，当兴趣值最大点处于窗口中心时，这个点就被判断为特征点。用这种方法查找出的点的数量比较多，再将这些点重新进行排序，按照需要抽取最终可用的特征点[3]。

Harris 方法可简便快捷地获得所需要的特征点，计算中只需对图像进行一阶求导和滤波处理，人工干预的内容少，结果更为合理准确。该方法更适用于纹理丰富的图像，并可对特征点进行优选，具有较高的稳定性。

5. Hausdorff 距离匹配算法

Hausdorff 距离，用以描述两个点集 A 与 B 之间的最大最小(max——min)距离[12]。其数学表达形式为：

$$L(A,B) = \max(h(A,B), h(B,A)) \tag{4-17}$$

其中，

$$h(A,B) = \max_{a \in A}\{\min_{b \in B} \| a - b \|\} \tag{4-18}$$

式(4-18)是对有向 Hausdorff 距离的数学描述，当 $h(A,B)=d$ 时，对于任意一个 A 中的点来说，至少有一个点距 B 的距离小于或等于 d，这些距离小于或等于 d 的点称为最不匹配点。由此可见，Hausdorff 距离反映了一种最不相似的程度，所以将其最小化后，可以用来当作一种相似性度量。Hausdorff 距离作为一种相似性度量可以用于衡量二值图像，但和许多算法不同，该算法对匹配图像的像点关系并不明确，不要求匹配点对，点集之间各点可以出现一个以上的对应关系。

6. 快速点匹配算法

Chang 等人[12]提出了一种可以用于图像快速点匹配的特征点配对方法。这种方法在

不清楚图像特征点相互间关系的情况下，可以自动对应建立起各点之间的相互关系，并由变换方程的求解来获取变换参数。常用的参数搜索方法如聚类法等，不适宜对缩放、旋转和平移等四维空间图像变换参数进行搜索，计算量巨大，非常耗费时间，而且受噪声等因素的干扰，难以得到理想的聚类峰值，变换参数的搜索结果也不够精确。快速点匹配算法将四维变换参数空间简化为二维参数空间，有效利用各点之间的对应关系，通过减少参数空间维数，大大提高了参数搜索速度。

4.2　图像校正

4.2.1　图像校正介绍

遥感图像几何校正是遥感信息处理中的一个十分重要的环节，目的是修正原始图像的几何畸变，产生一幅符合某种地图投影或图形表达要求的新图像[13]。系统性几何畸变与非系统性几何畸变是遥感图像几何畸变的两个主要类型[14]。系统性几何畸变由遥感平台及成像设备的物理特性和安装位置等可预测因素造成，有一定的规律可循，所以能够采用数学的方法建立模型进行预测；非系统性畸变由遥感平台及设备的不平稳如运行高度、相对位置、飞行速度和拍摄姿态等因素造成，地球的曲率和大气的光学特性也会对其产生重要的影响，对这些因素进行准确的预测显得十分困难[15,16]。

建立校正变换函数，是现行最为常用和便于实现的遥感图像校正方法[17]。它的基本思路是将遥感图像坐标和实际地理坐标，通过校正函数建立起相互之间的数学关系，也就是图像坐标与实际地理坐标之间变换的特定规则。不同的校正方法根据其数学模型的不同而特点各异，目前，常用的遥感图像几何校正方法主要有多项式校正法[18]、基于 F. Leberl 模型的校正法[19~20]、基于共线方程模型的校正法[21]等。对于校正函数的相关系数问题，常利用地面控制点进行计算。同时，遥感平台的运行轨道数据，成像设备的姿态参数等也都可以利用。

对于影像区域内地面较为平坦的遥感图像，使用多项式方法较为理想，这种方法直观简捷，便于计算，校正精度也有较高的保证。遥感平台和成像设备的姿态及相对位置可以通过数学模型来模拟计算，共线方程法就是以此为基础的，在遥感图像生成的瞬间，图像上的像点和与之相对应的地面点共处于在经过成像设备中心的直线，即像点、地面点、成像设备中心三点一线。但是，由于动态条件下的成像设备其外方位元素不能被准确表达出来，使得共线方程难以保持理论上的严密性，从而造成共线方程几何校正方法没有被充分利用。

遥感图像校正的一般步骤如图 4-3 所示。



图 4-3　遥感图像校正过程

首先，在待校正图像和参考图像间对应选择明显特征点作为控制点[22]（Ground Control Point，GCP），利用几何校正模型建立待校正图像与参考图像的映射关系，完成地理定位，即对遥感图像中各个像素进行实际经纬度定位。然后，将原始图像中所有像素点通过与参考图像的映射关系，转换到新图像的相应位置，并重新计算新图像中各个像素点的亮度值，即进行重

采样[16]，生成校正后图像，完成整个校正过程。

4.2.2 图像校正算法研究

目前，常用的遥感图像几何校正方法主要有多项式校正法、基于 F. Leberl 模型的校正法、基于共线方程模型的校正法等。不论哪种方法，都要经过像素坐标变换（地理定位）和像素亮度赋值（重采样）这两个基本环节。

1. 地理定位

在遥感图像像素坐标变换的算法中，最常见的是多项式法和共线方程法。

1）多项式校正法

由于多项式法原理清晰简单，解算比较方便，因而在工程实践中被广泛使用。该方法将图像几何畸变分解为尺度的缩放、相对位置的平移和旋转、局部或整体的弯曲和偏扭等基本形变，对图像变形直接进行数学模拟，从而规避了成像过程的空间几何变化，所以可以用多项式模型来描述原始图像与校正后图像间对应点的坐标变换关系。理论上，所有曲面都可以使用高次多项式进行拟合，这样在多项式模型的构建当中，就可以把原始图像近似认为是某种曲面，而将校正后图像作为规则的平面，由此可以构造原始图像坐标 (U,V) 与参考图像坐标 (x,y) 间的函数关系式[23]：

$$
\begin{aligned}
U &= \sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N-i} a_{ij}x^{i}y^{j} \\
V &= \sum_{i=0}^{N}\sum_{j=0}^{N-i} b_{ij}x^{i}y^{j}
\end{aligned}
\tag{4-19}
$$

式(4-19)中：a_{ij}，b_{ij} 为多项式系数，N 是多项式的项数，即系数个数。多项式的项数 N 与其阶数 n 有固定的关系：

$$N = \frac{1}{2}(n+1)(n+2) \tag{4-20}$$

多项式的未知系数可在多项式的次数确定以后，可以利用 GCP 坐标和参考图像的坐标，采用最小二乘法进行求解。GCP 的选取应注意以下几个问题[24]：

（1）最好选择公路、渠道、江河等规则线形地物的交叉点，建筑物、广场、田地等轮廓具有规则几何形状地物的边线等在图像上可以清晰分辨、有显著定位标识的点为控制点。

（2）作为控制点定位标识的地物要具有长时间的稳定性，避免出现不同时间成像的图像由于地物发生变化导致无法识别。

（3）图像中选取的控制点要达到一定的数量规模，并且要在整个图幅中分布均匀。如果图像未经过地形校正，则要选取具有相同高程的点作为控制点。

多项式系数可采用最小二乘法由控制点坐标解得。而后通过式(4-21)求解各个控制点的均方根误差($\mathrm{RMS_{error}}$)。

$$\mathrm{RMS_{error}} = \sqrt{(\dot{x}-x)^2 + (\dot{y}-y)^2} \tag{4-21}$$

式(4-21)中，x、y 为待校正图像内的控制点坐标值，$\dot{x}$、$\dot{y}$ 为控制点经过多项式求解后的坐标值。各个控制点的校正精度可通过计算 x、y 和 $\dot{x}$、$\dot{y}$ 的差值进行评估，误差过大的控制点在进

行均方根计算后即可被剔除出来。控制点是多项式校正方法中的关键因素，其精度的大小、数量的规模、分布的状态和校正的范围都对算法的校正精度产生着重要的影响。该算法对图像校正后的误差总量有较好的控制，其不足是图像的不同区域无法保证相同的校正精度。

2）共线方程校正法

遥感平台和成像设备的姿态及相对位置可以通过数学模型来模拟计算，共线方程法就是以此为基础。虽然每种成像设备都有各自的共线方程，但通常其共线方程都为三点共线式，所以，成像设备的共线方程也就是共线方程校正法的校正公式(4-22)。

$$\begin{cases} x = f_x \dfrac{(X-\Delta X-X_{sj})+b_{1j}(Y-\Delta Y-Y_{sj})+c_{1j}(Z-\Delta Z-Z_{sj})}{a_{3j}(X-\Delta X-X_{sj})+b_{3j}(Y-\Delta Y-Y_{sj})+c_{3j}(Z-\Delta Z-Z_{sj})} \\ y+r_0 = -f_x \dfrac{a_{2j}(X-\Delta X-X_{sj})+b_{2j}(Y-\Delta Y-Y_{sj})+c_{2j}(Y-\Delta Y-Y_{sj})}{a_{3j}(X-\Delta X-X_{sj})+b_{3j}(Y-\Delta Y-Y_{sj})+c_{3j}(Z-\Delta Z-Z)} \end{cases} \tag{4-22}$$

共线方程校正法是对成像条件进行的模拟，而且兼顾到了地面高程因素，理论严密程度比多项式校正法更高，算法的校正精度也更高。需要注意的是，由于兼顾了地面高程的影响，计算时引入相应的地理信息，增大了计算量。

2. 重采样

经过地理定位后的待校正图像像素，在新图像中的空间位置不完全是整数关系，无法从待校正图像的原有位置直接获取新图像所需的像素灰度值，需要根据新图像上各像素的原有位置对待校正图像进行灰度内插，以得到新图像的灰度值，完成图像的重建。这个从待校正图像中获取新图像像素灰度值的过程就是重采样。重采样分为直接法和间接法两种赋值方法，直接法从待校正图像像素出发，计算出新图像中对应像素的坐标，将原有像素灰度值赋予新像素；间接法从新图像像素出发，计算待校正图像中对应像素的坐标，获取原有像素灰度值。但是，不管采取哪种方法，都要借助和原始像素相邻的像素的灰度值进行求解，即进行灰度内插。最邻近法、双线性内插法和三次卷积法是较为常见的内插方法。

1）最邻近法

该方法直接使用距内插点 $Q(u,v)$ 距离最近像素的灰度值 D_n 作为新像素的灰度值，即：

$$\begin{cases} x_n = \mathrm{INT}(u+0.5) \\ y_n = \mathrm{INT}(v+0.5) \end{cases} \tag{4-23}$$

用该方法重建的新图像中含有丰富的原始灰度信息，有利于图像线性特征的识别[25]。

2）双线性内插法

该方法采用分段函数近似表示内插点周围 4 个像素的灰度值对新像素灰度值的作用，如式(4-24)所示。

$$w(t) = \begin{cases} 1-|t|, & |t| \leqslant 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{4-24}$$

这种方法虽然增加了运算量，但比最邻近法更加精确，灰度不连续和线状特征的块状化现象得到了改善。由于这种方法会对图像起到一定的平滑作用，图像效果较为模糊。双线性内插法的精度和运算量都较为适当，因而应用较为广泛。

3）三次卷积法

该方法将内插点四周邻近的像素对新像素灰度值的影响都纳入进来，使用一元三次多项式来近似函数，利用内插点四周的 16 个像素求解新像素的灰度值，如式(4-25)所示：

$$\begin{cases} f_1(x) = 1 - 2x^2 + |x|^3, & 0 \leqslant |x| \leqslant 1 \\ f_2(x) = 1 - 8|x| + 5x^2 - |x|^3, & 1 \leqslant |x| \leqslant 2 \\ f_3(x) = 0, & |x| \geqslant 2 \end{cases} \tag{4-25}$$

这种方法可以使图像获得更加清晰的细节表现，但要求选取控制点时要更加均匀，位置校正更加精确。同时，由于引入了更多的参考因素，使计算量大大增加[26]。

4.3　卫星遥感红外图像自动匹配与校正

本节主要研究卫星红外图像自动匹配与校正算法，及海陆分界模板生成算法、卫星图像匹配和校正算法的实现。虽然目前市场相关图像处理软件种类比较多，功能也比较强大，但针对性不强，不适合我国自主设计的静止气象卫星，不能直接应用于我国的商业卫星服务。我们提出适用于我国气象红外图像自动匹配与校正算法。

4.3.1　卫星遥感数据处理

风云四号气象卫星原始图像采用 HDF5 数据格式，该格式计算机图像处理软件无法直接识别，须首先通过构建数据抽取函数库对抽取的原始 HDF5 文件进行解析，将 HDF 格式转化为 BMP、JPEG 格式进行输出显示。如图 4-4、图 4-5、图 4-6 所示的是 HDF 文件数据解析并以 BMP 格式输出图像的实现过程。

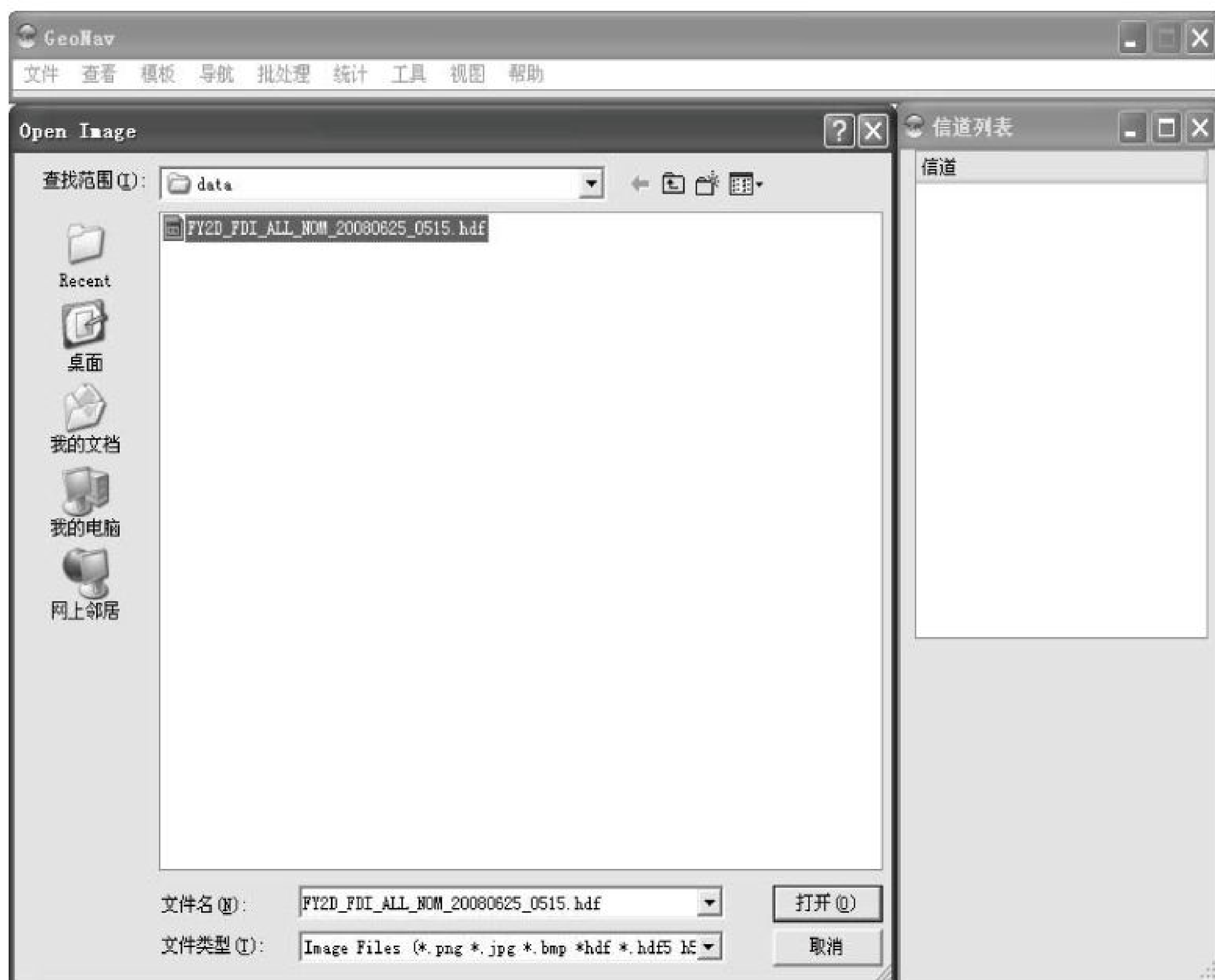


图 4-4　选取一个 HDF5 卫星图像数据



图 4-5　选择卫星图像通道解析图像

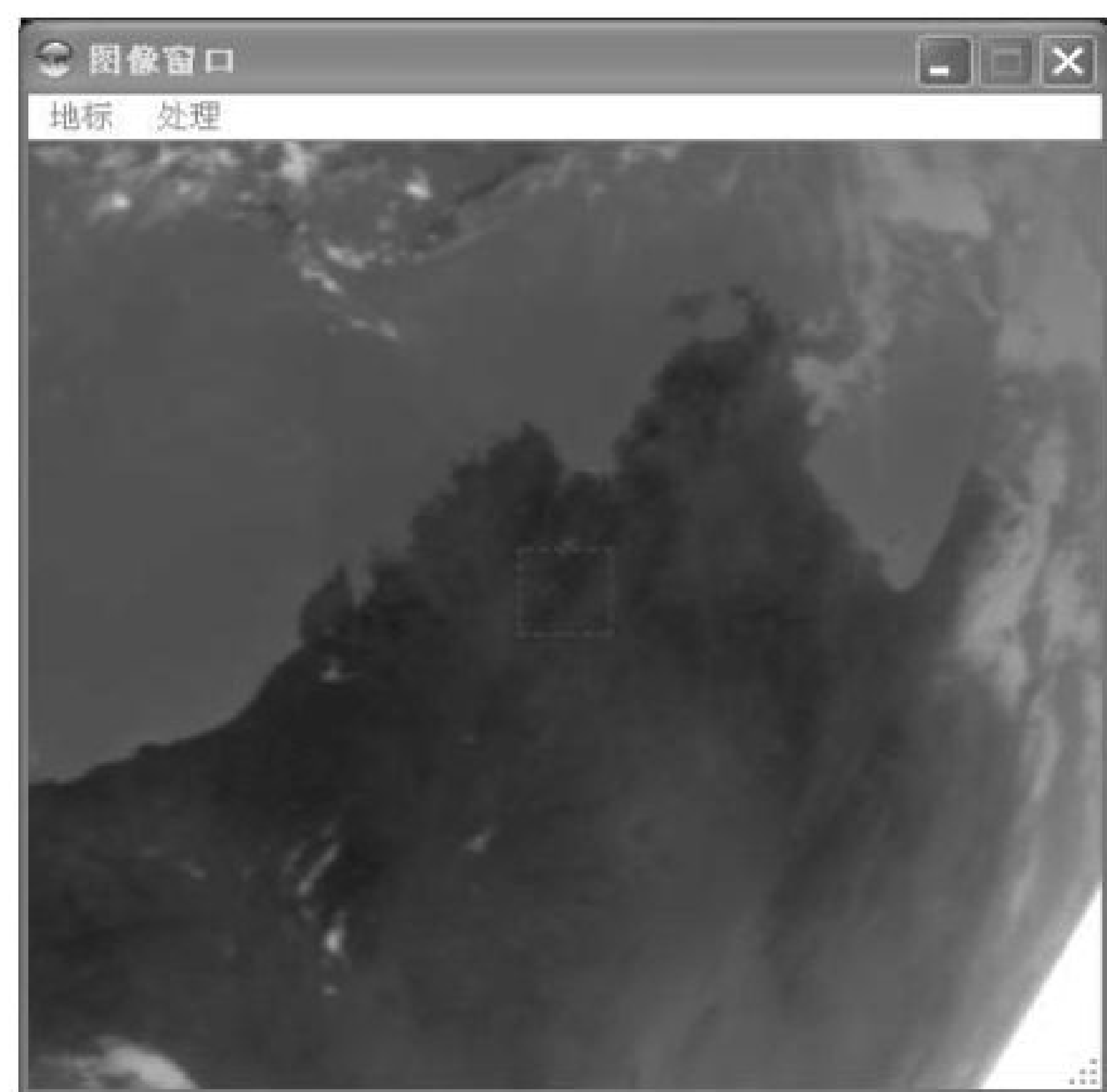


图 4-6　系统显示解析后原始卫星图像

4.3.2　海陆分界模板处理

1. 有效载荷通道选取

风云四号静止气象卫星红外成像仪有多个成像通道，每个通道都对应一个海陆分界模板和地标数据集，在图像匹配前，必须将遥感图像与地标数据对应起来。这一步是在进行HDF 数据图像解析时同步完成的，如图 4-7 所示的是有效载荷通道选取数据流。

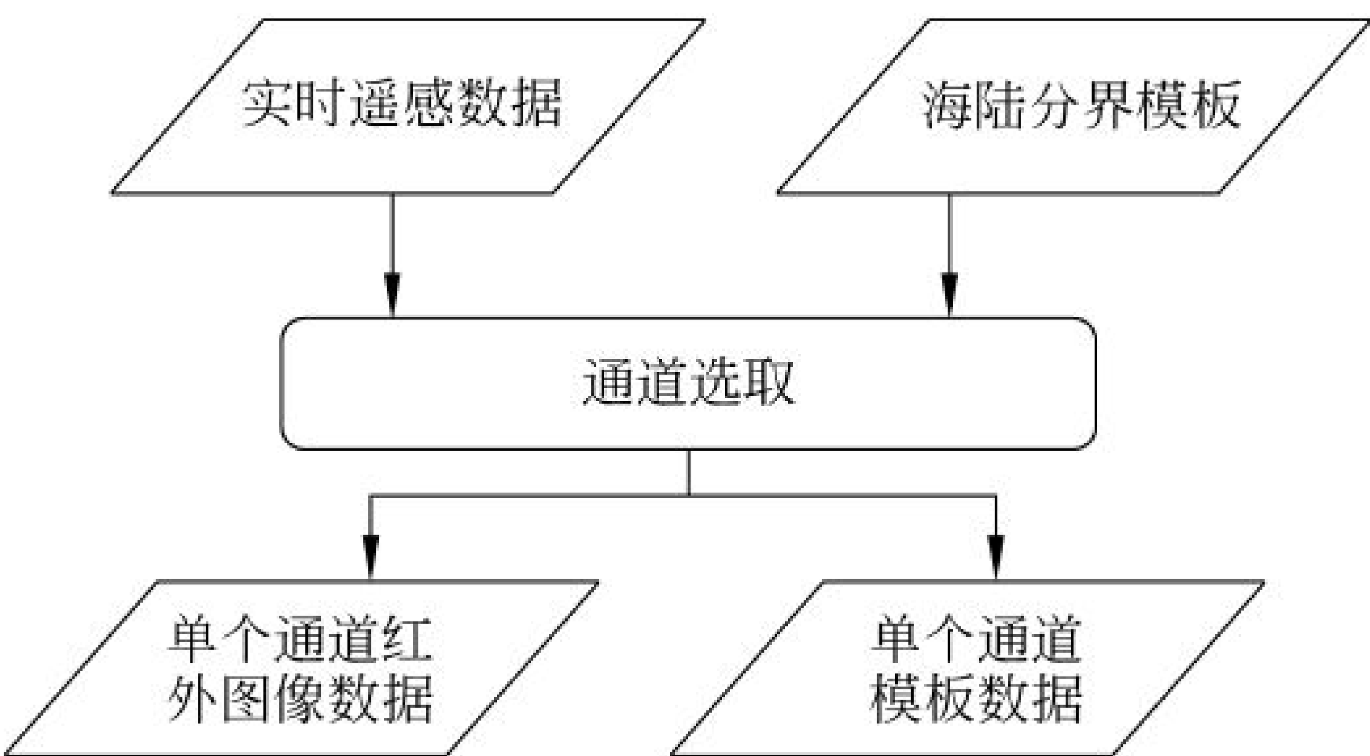


图 4-7　有效载荷通道选取数据流

2. 地标数据集生成

利用 3.1.2 节所述的方法生成海陆分界模板，由海陆分界模板自动生成地标控制点，以地标控制点为中心的 15×15 大小的区域就是地标，所有地标构成地标数据集。地标数据集是对模板上地标区域的索引，一个模板对应一个地标数据集，在图像匹配过程中配合使用。如图 4-8 所示的是地标数据集生成数据流。

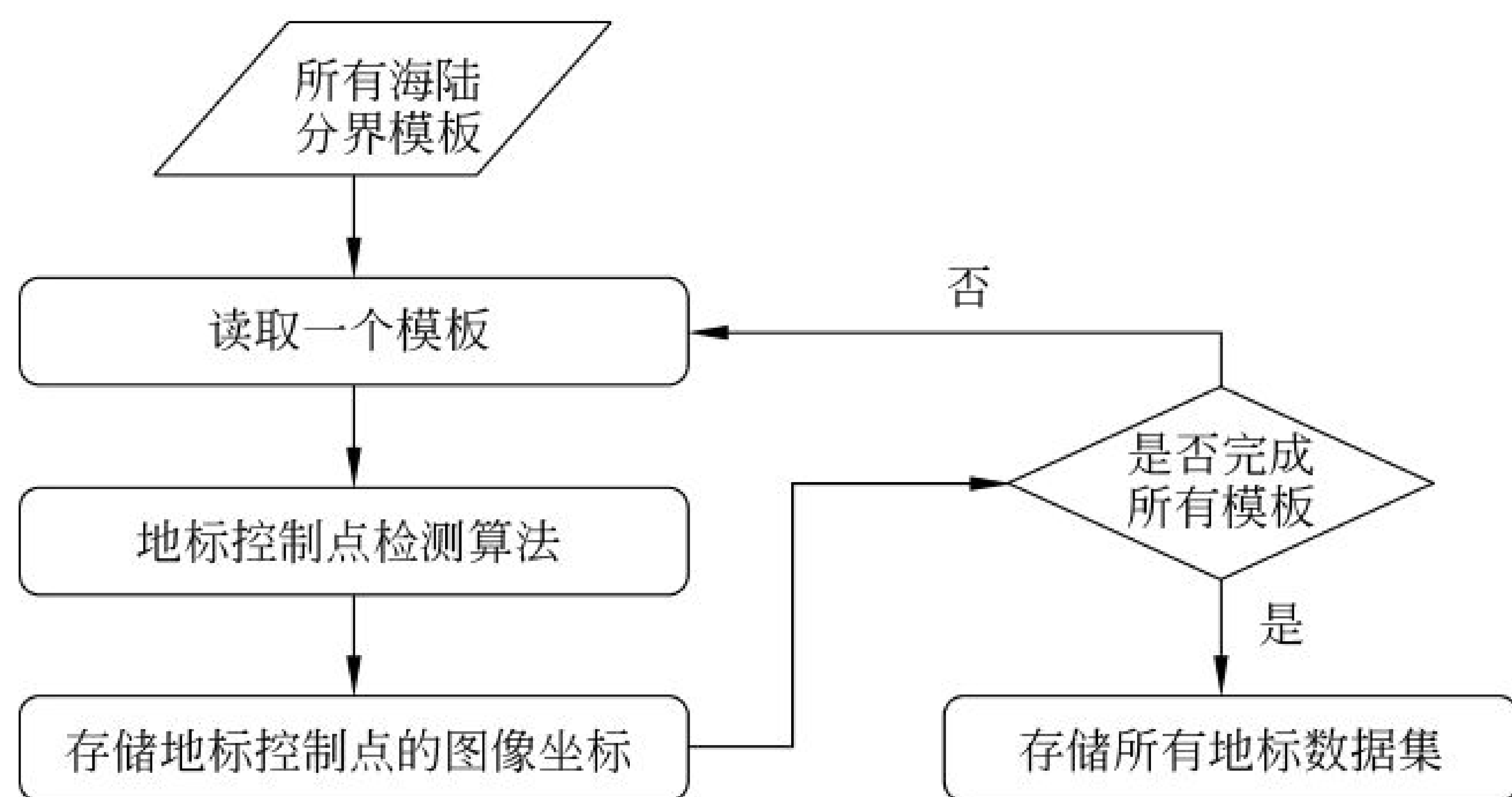


图 4-8 地标数据集生成数据流

地标控制点的选取要均匀分布于全球，尽量选取拐点作为地标，避免选择水平、垂直方向的海岸线上的地区为地标，避免选择常年受不良天气（云、雾、空气污染）影响的地区为地标，如图 4-9 所示。

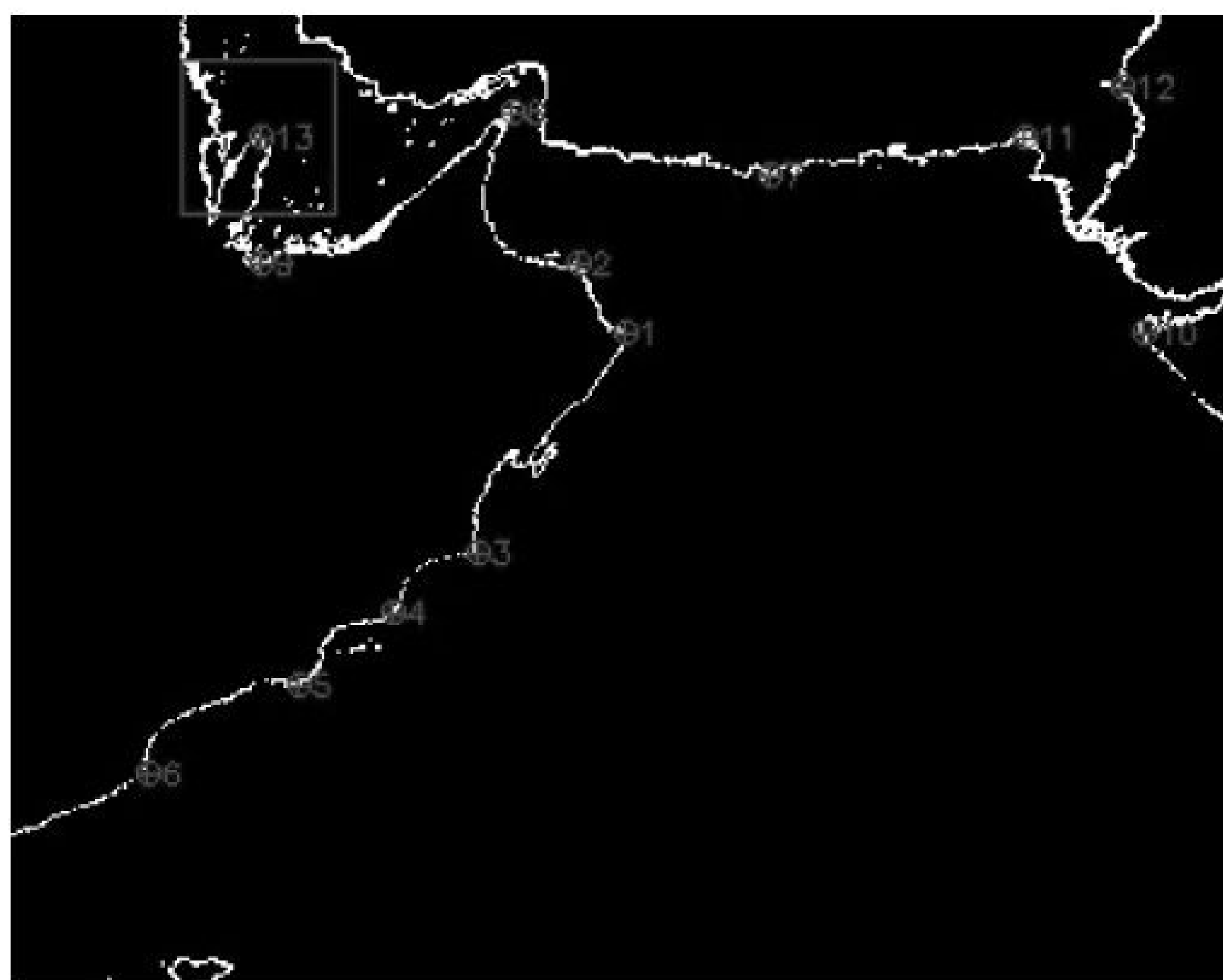


图 4-9 地标控制点检测图

利用 Harris 角点检测算法进行地标控制点的检测，其步骤为：

(1) 利用水平垂直差分算子对 Img 的每个像素进行滤波，得到 I_x, I_y；

(2) 定义矩阵 $\boldsymbol{m}=\begin{bmatrix} I_x^2 & I_xI_y \\ I_xI_y & I_y^2 \end{bmatrix}$；

(3) 对 $\boldsymbol{m}$ 进行高斯平滑；

(4) 利用 $\boldsymbol{m}$ 计算每个像素角点量 Cim，$\text{Cim}=\dfrac{I_x^2 \times I_y^2-(I_xI_y)^2}{I_x^2+I_y^2}$；

(5) 在 Cim 中，若某元素同时满足大于给定阈值以及是某邻域的局部极大值，则该元素代表的像素点为地面控制点。

地标数据集以文本形式存储，地标数据集格式如图 4-10 所示。

3. 地标数据集读取

地标导航的地标匹配中，并不是采用全图匹配，而是局部地标区域匹配，需要按照地标

地标数量m	地标区域边长
地标控制点1的x	地标控制点1的y
地标控制点2的x	地标控制点2的y
⋮	⋮
地标控制点m的x	地标控制点m的y

图 4-10　地标数据集格式

数据集中的区域信息处理原始红外图像数据和模板数据。如图 4-11 所示的是地标数据集读取过程的数据流。

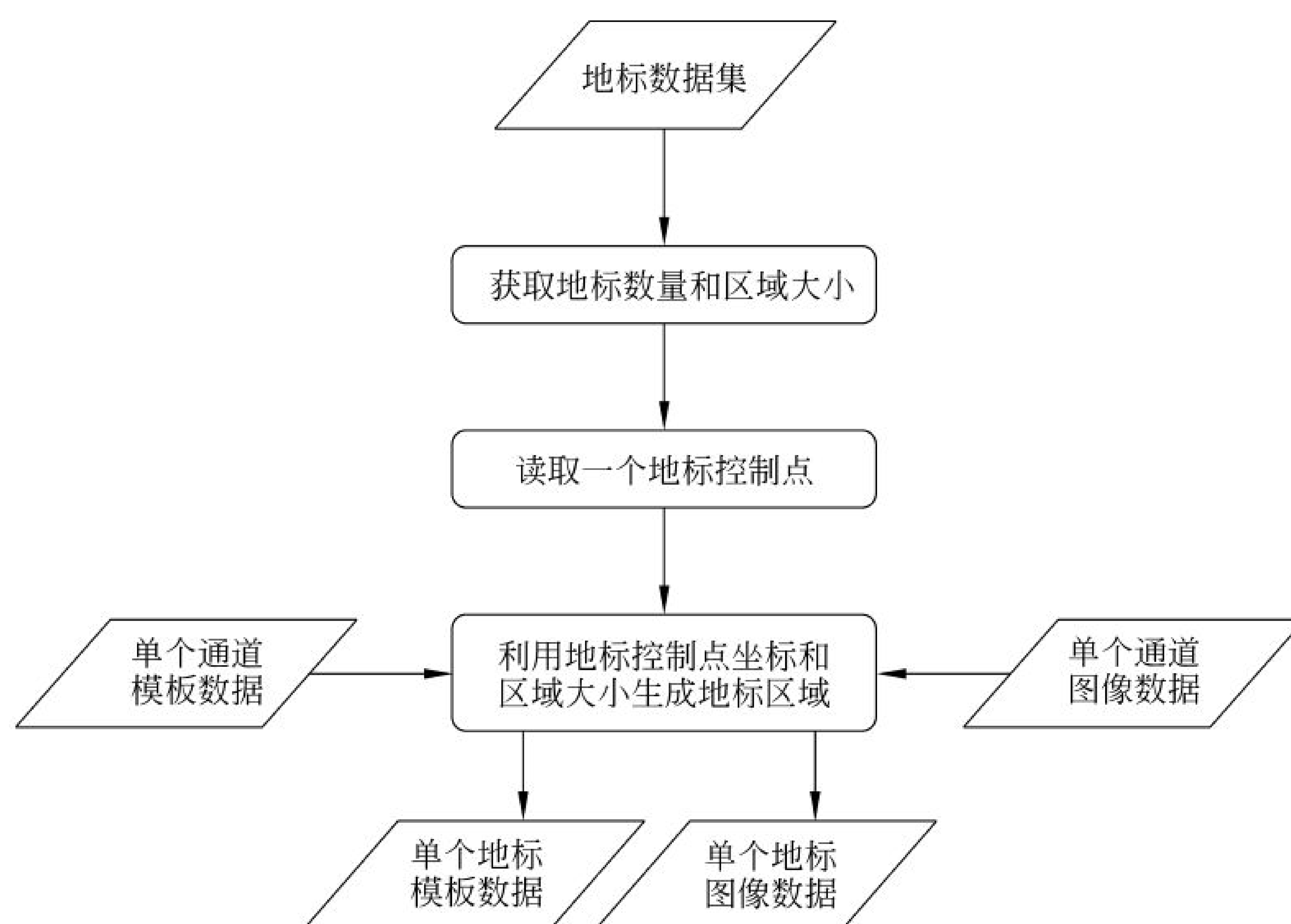


图 4-11　地标数据集读取过程数据流

通常地标数据的选取与选取待匹配区域图像同步完成，当遇特殊情况如需单独输入特定地标控制点时，也可通过人工输入的方式完成，如图 4-12 所示。

4.3.3　卫星遥感图像地标匹配

地标匹配是建立在原始图像预处理（去噪、边缘检测）基础上进行的，它以地标为单位对卫星红外图像数据和海陆分界模板进行匹配，计算得到的偏移值将用于图像的校正。模板中的信息是海陆的边缘，不需要进一步处理，将其与红外图像数据的边缘检测结果进行匹配。如图 4-13 所示的是图像匹配过程的数据流。

本算法采用了基于 Fourier-Mellin 变换的配准方法和互相关匹配算法两种匹配方法，运用两步法完成匹配过程。首先，使用基于 Fourier-Mellin 变换的配准方法进行“粗匹配”，用以解决发生了平移、旋转和尺度缩放等变换图像的配准问题。但 Fourier-Mellin 变换配准应用在遥感图像中会产生较大的误差积累，造成配准精度不够。此时，在 Fourier-Mellin 变换配准的基础上，继续使用互相关匹配方法进行“精匹配”，可缩小匹配查找范围和匹配计算时间，能够得到较好的匹配效果。其实现方法如下：



图 4-12　地标数据人工输入界面

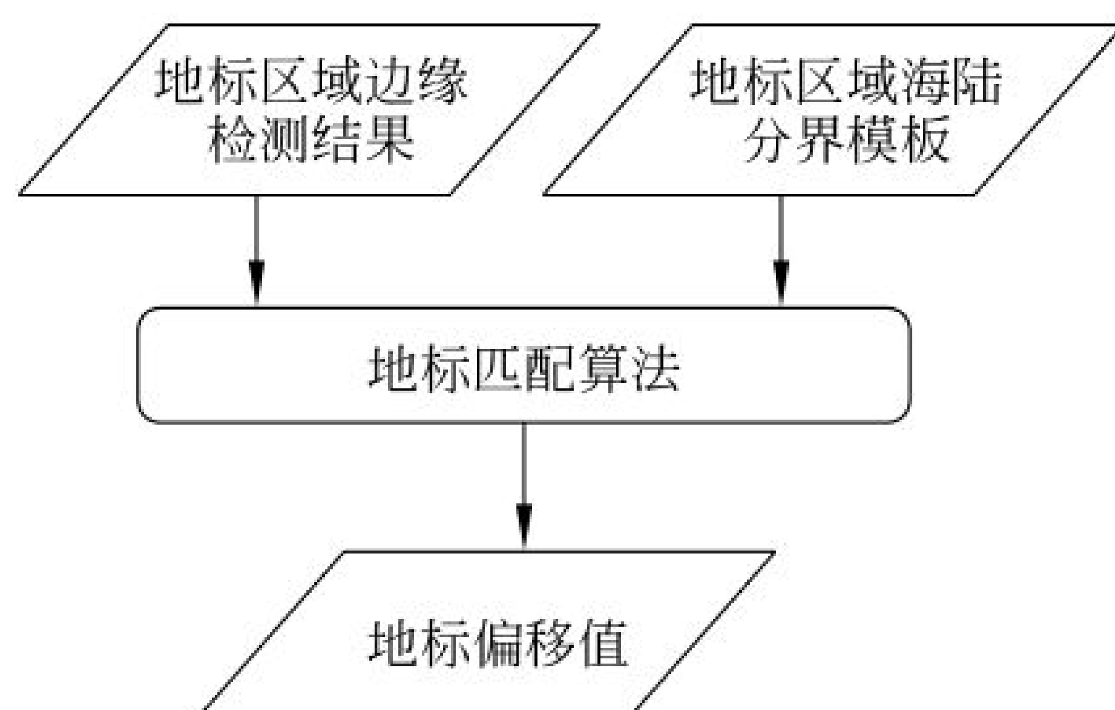


图 4-13　地标匹配过程数据流

1. 基于 Fourier-Mellin 变换的配准算法步骤

(1) 利用相位相关法估计旋转角度和缩放因子。

$$r_p(\theta,\log\rho)=r_p(\theta,\rho) \tag{4-26}$$

$$s_p(\theta,\log\rho)=s_p(\theta,\rho) \tag{4-27}$$

式(4-26)、(4-27)中，r_p 和 s_p 分别是图像 $r(x,y)$ 和 $s(x,y)$ 在极坐标系 (θ,ρ) 中的幅度谱，可得出：

$$s_p(\theta,\log\rho)=r_p(\theta-\alpha,\log\rho-\log\sigma) \tag{4-28}$$

令 $\lambda=\log\rho,\mu=\log\sigma$，式(4-28)转化为：

$$s_p(\theta,\lambda)=r_p(\theta-\alpha,\lambda-\mu) \tag{4-29}$$

式(4-29)称为 Fourier-Mellin 变换，可以看出，通过上述变换，将问题转化到对数-极(Log-Polar)空间，就可以应用 Fourier 变换位移理论，求得 (α,μ) 以及 σ。

(2) 利用相位相关法估计平移参数。

根据求得的 α 和 σ，对图像 $s(x,y)$ 进行缩放和旋转校正得到图像 $s_1(x,y)$，然后通过式(4-30)和式(4-31)：

$$F_2(u,v)=\mathrm{e}^{-\mathrm{j}(ux_0+vy_0)}F_1(u,v) \tag{4-30}$$

$$\frac{F_1(u,v)F^*(u,v)}{|F_1(u,v)F^*(u,v)|}=\mathrm{e}^{\mathrm{j}(ux_0+vy_0)} \tag{4-31}$$

在图像空间计算出 $s_1(x,y)$ 和 $r(x,y)$ 之间平移量 x_0 和 y_0。

2. 互相关匹配算法步骤

(1) 将模板边界上点的坐标以及相应像素值存入 vector，用于匹配。

(2) 定义相关函数 $C(x,y)=\sum_{x}\sum_{y}T(x,y)f(x,y)$，$(x,y)$ 为 vector 中的坐标。

(3) 将 vector 中的坐标点在 5×5 的范围内进行移动，每次移动都计算一次相关函数值，取相关函数值最大的那个值，并将该次移动作为需要计算的偏移，此过程称为一次迭代。

(4) 重复步骤(3)，直到相关函数值不再增大，得到最终的偏移。

系统应用时，在原始卫星图像中选择需要匹配的地域，划选出需要匹配图像范围，系统同时自动选取相应区域的地标，如图 4-14 所示。也可人工添加地标，如图 4-15 所示。

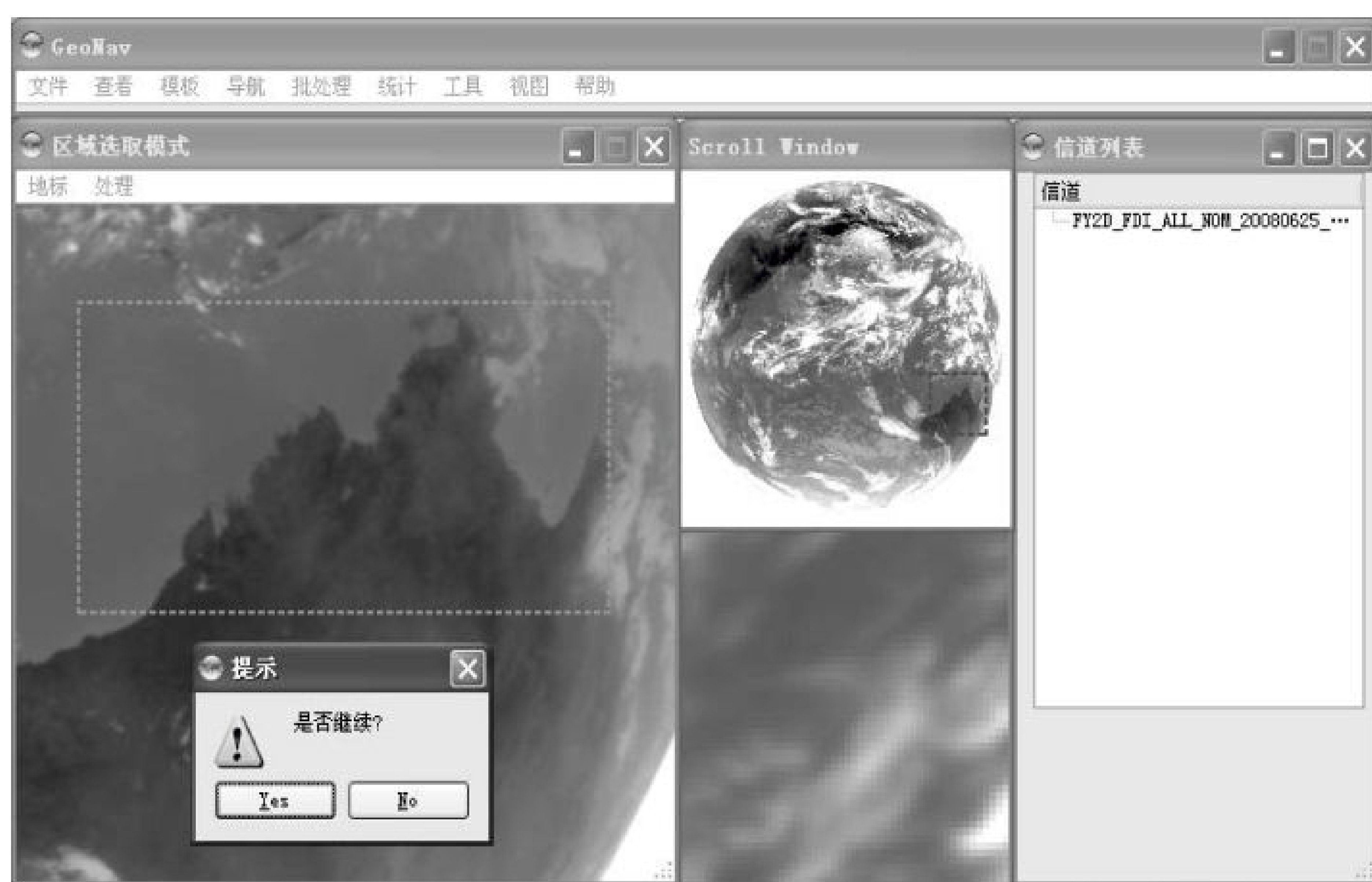


图 4-14　待匹配区域选取界面



图 4-15　图像匹配界面

进入图像匹配工作界面，单击“开始匹配”按钮完成图像匹配。图 4-15 显示的是系统进行图像匹配的情况。

4.3.4 卫星红外遥感图像校正

对卫星红外图像的校正，是建立在已完成图像地标匹配的基础上的，采用基于插值理论的拉格朗日插值校正方法，使用地面控制点法进行图像坐标变换，其校正控制点可直接采用待校正图像地域内地标数据。如图 4-16 所示的是图像校正过程的数据流。

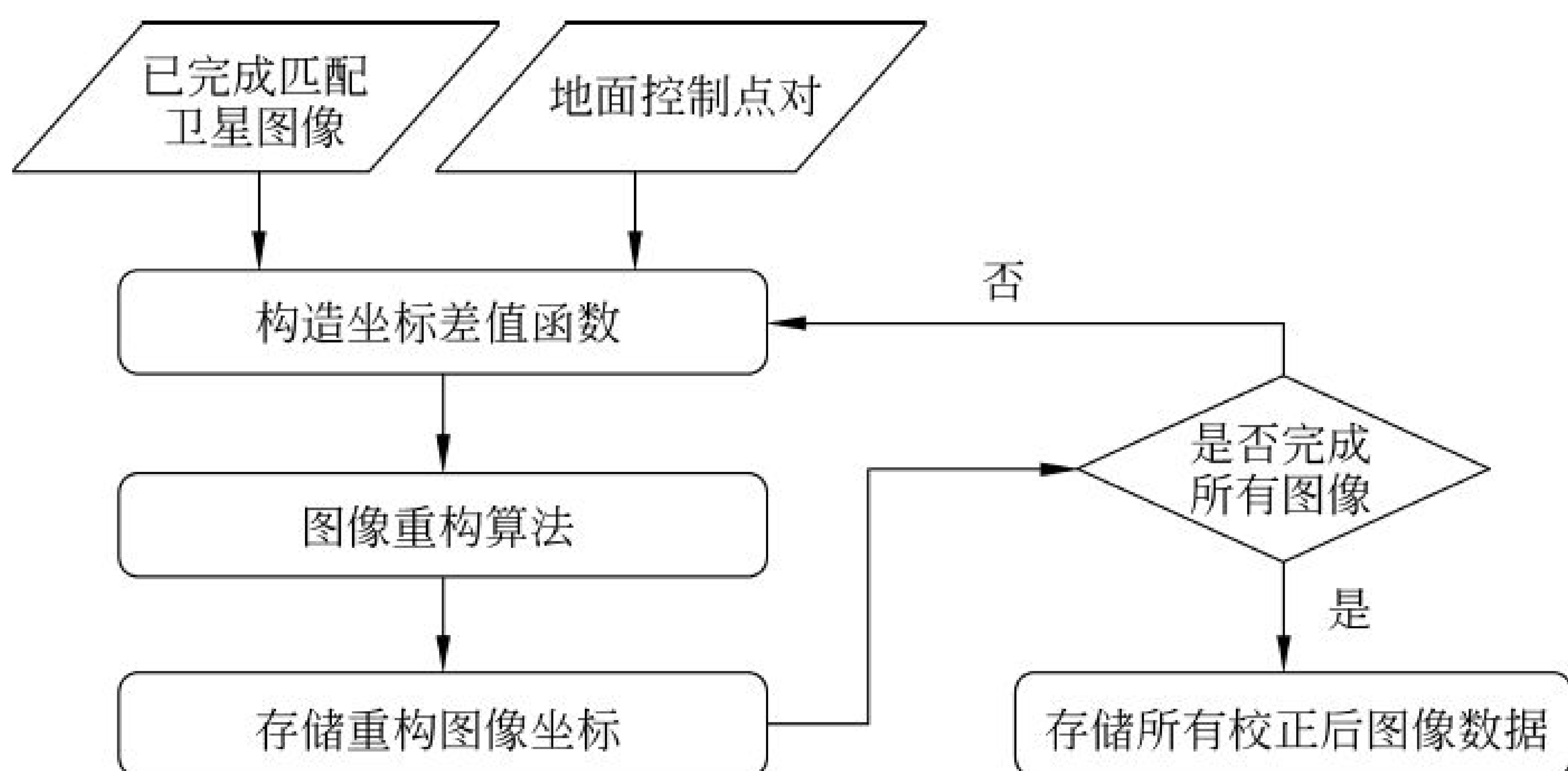


图 4-16 图像校正过程数据流

具体实现方法为：

图像平面 X-Y 的横坐标和纵坐标确定了该图像所包含的各个像素的空间位置。在校正后图像 X-Y 平面上设定一个像素点的坐标值为 (x_0, y_0)，同时，设定该像素点在待校正图像中的对应坐标值为 (x_i, y_i)，建立函数 F，使其满足条件 $(x_i, y_i)=F(x_0, y_0)$，即：

$$\begin{cases} x_i = F_x(x_0, y_0) \\ y_i = F_y(x_0, y_0) \end{cases} \tag{4-32}$$

(1) 在已完成匹配的图像中选取地标，以地标几何中心点为地面控制点，获取准确的控制点对；

(2) 由控制点对坐标值求得拉格朗日插值公式各项系数，构造坐标插值函数；

$$P(x) = \sum_{k=1}^{n} f(x_k) l_k(x) \tag{4-33}$$

其中：

$$l_k(x) = \prod_{\substack{j=1 \\ j\neq k}}^{n} \frac{x - x_j}{x_k - x_j} \tag{4-34}$$

(3) 以校正后图像坐标为自变量，逐点将坐标 (x, y) 代入式(4-32)，求出相应的每一个 (m, n) 点；

(4) 采用最邻近内插方法，插值求出最适合 (m, n) 点的像素值；

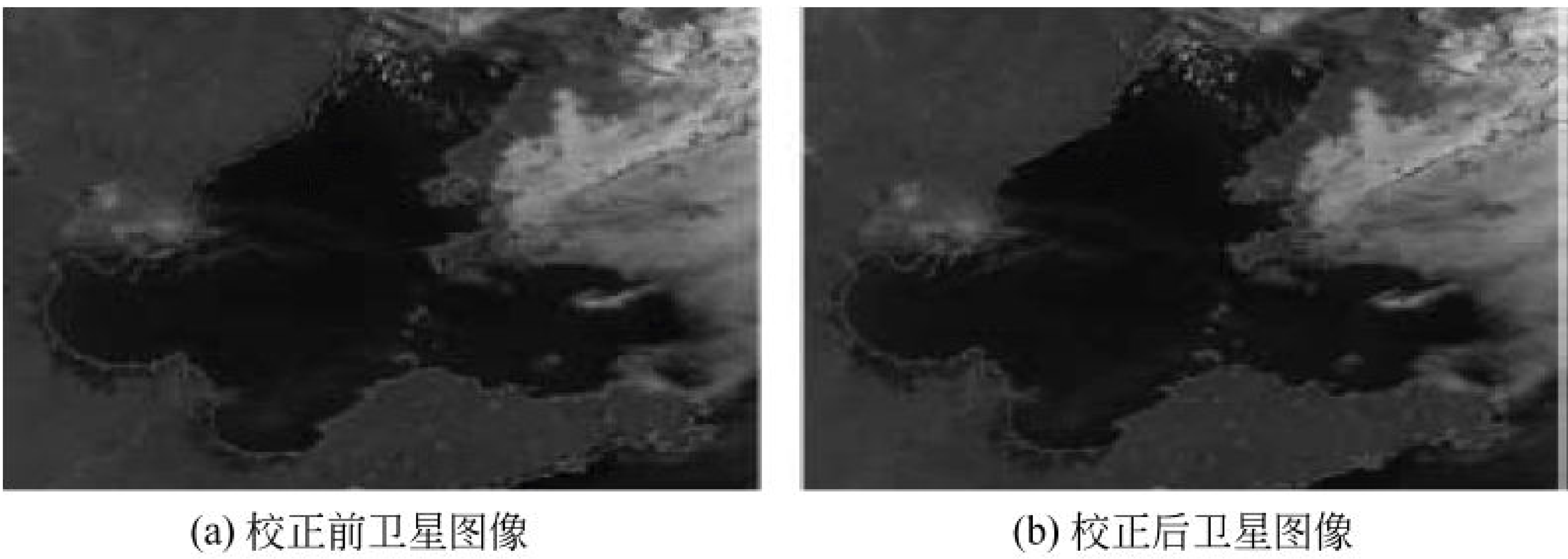
(5) 将赋值后的 (m, n) 点像素值存入校正后图像 (x, y) 点位，形成整幅图像，校正完成。

系统应用时，进入图像校正工作界面，单击“校正”按钮，完成图像校正。如图 4-17 所示的是系统进行图像校正的情况。



图 4-17　图像校正界面

如图 4-18 所示的是经系统校正前与校正后的卫星图像对比效果(为增强显示效果对红外图像进行了彩色渲染),图 4-18(a)为校正前的卫星图像;图 4-18(b)为校正后的卫星图像,校正精度可达到 1 个像素。



(a) 校正前卫星图像　　(b) 校正后卫星图像

图 4-18　图像校正效果对比

4.3.5　卫星红外图像批量匹配与校正

风云系列静止气象卫星每 30 分钟就能完成一次观测及图像采集,如采取双星组网运行观测,每 15 分钟就能完成一次,待处理的图像数量巨大,因此,系统具备对图像进行批处理的功能显得十分重要。系统设计可同时导入多个 HDF 文件,批量完成图像的匹配与校正处理,提高工作效率。如图 4-19 所示为单张图像单个区域的匹配、校正系统工作界面。如图 4-20 所示为批量选取图像数据进行批处理的工作界面,如图 4-21 所示为原始遥感数据,如图 4-22 所示为批处理结果数据。



图 4-19 单张图像单个区域匹配、校正系统工作界面

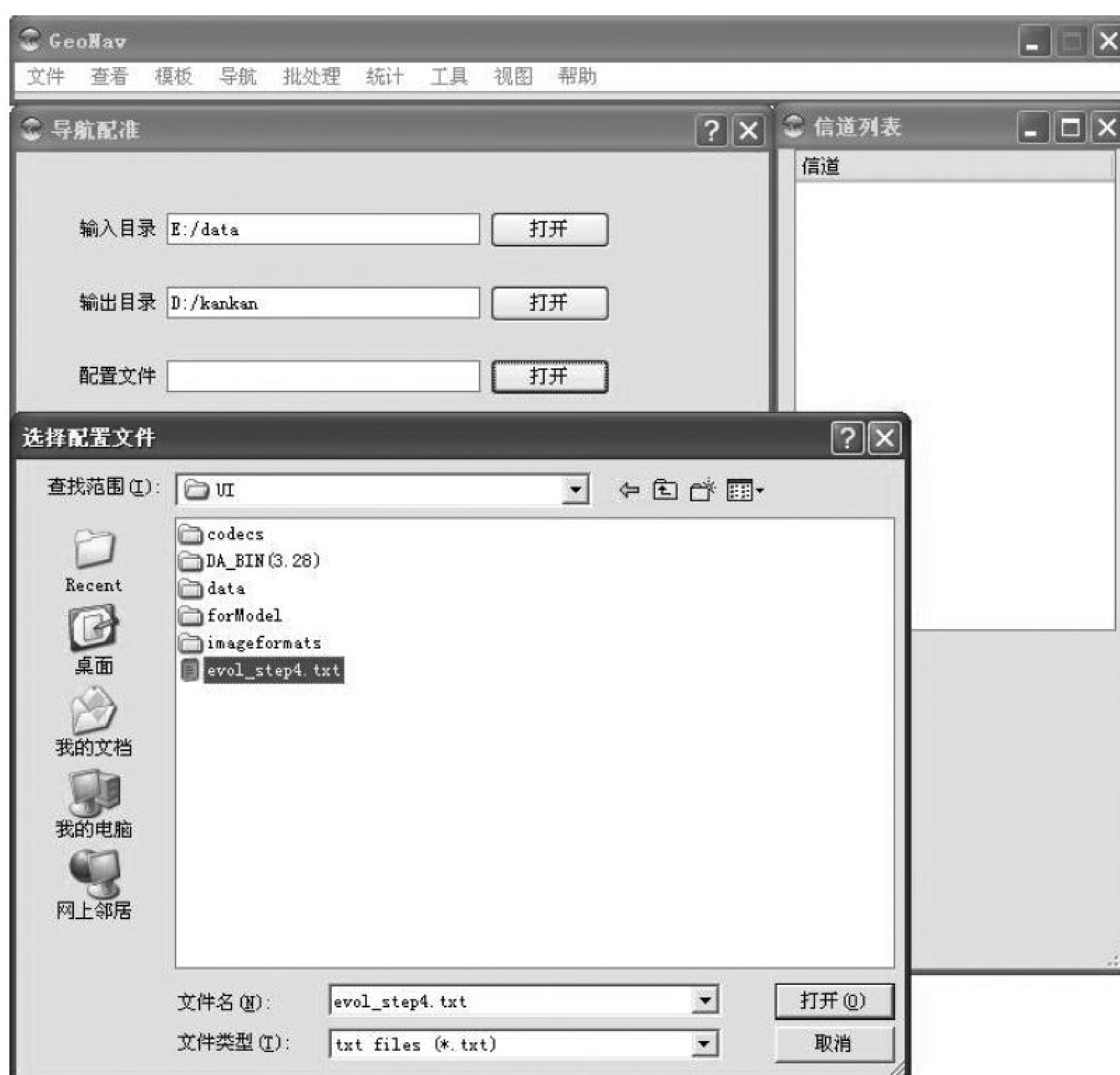


图 4-20 批量图像多个区域匹配校正工作界面



图 4-21　用于批处理的原始遥感数据

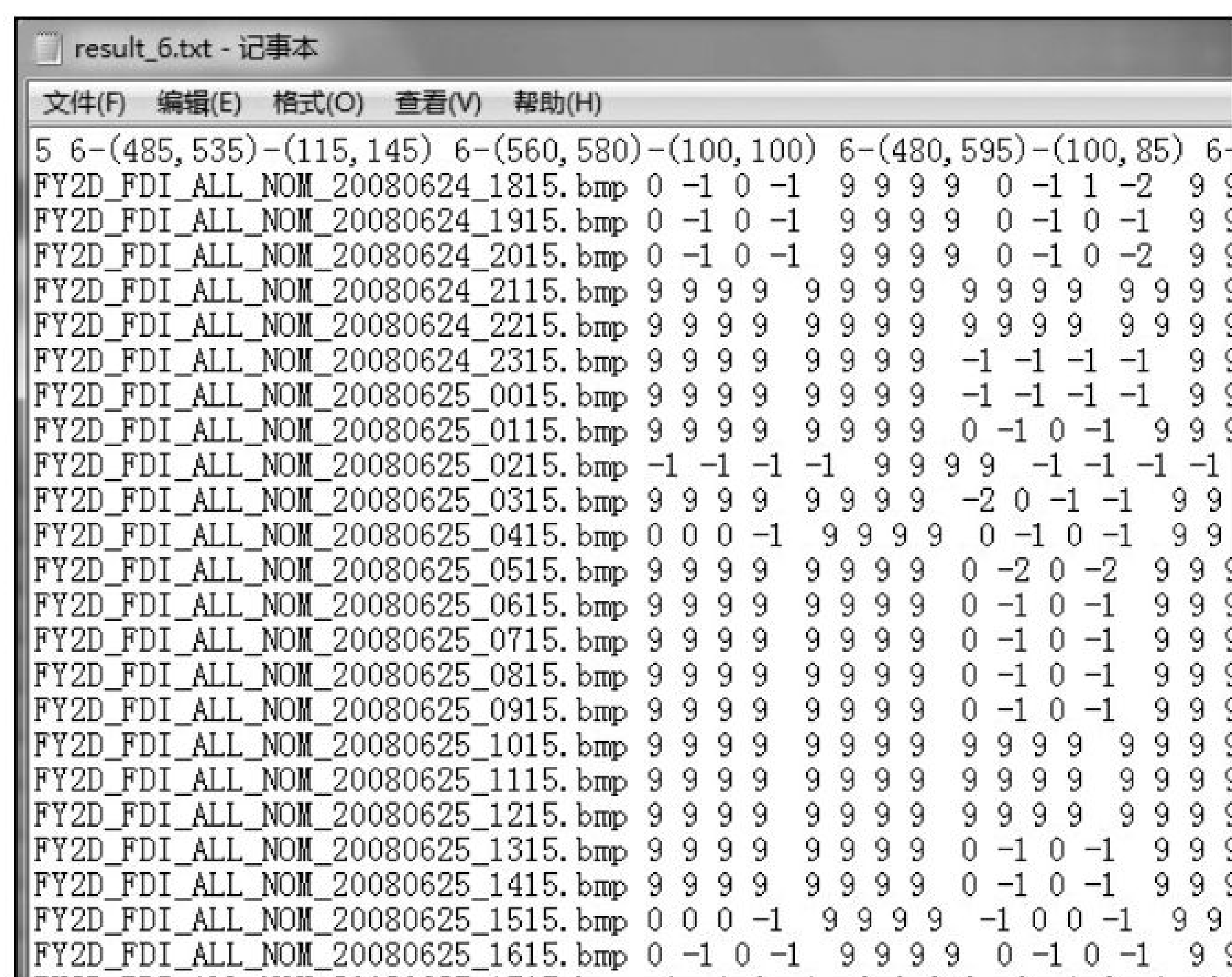


图 4-22　批处理结果数据

4.4　卫星红外图像自动匹配与校正系统分析与评价

4.3 节针对红外图像导航使用需求，重点研究了卫星红外图像自动匹配与校正系统的架构设计和工作流程。本节将对系统生成的海陆分界模板、图像匹配和图像校正效果进行分析评价，并对系统精度和应用情况进行分析。

4.4.1　海陆分界模板分析与评价

海陆分界模板是卫星图像匹配的关键环节，它的准确性直接影响到图像匹配和校正的精度。目前，在卫星图像导航领域中，对于海陆分界模板分析评价最常用的方法是与美国通用地图制图软件(Generic Mapping Tools，GMT)生成的模板进行比对。GMT 目前是全球

大气、海洋和地震等地理学领域应用最为广泛的地图制图软件，已经成为业内的行业标准，具有较高的权威性。

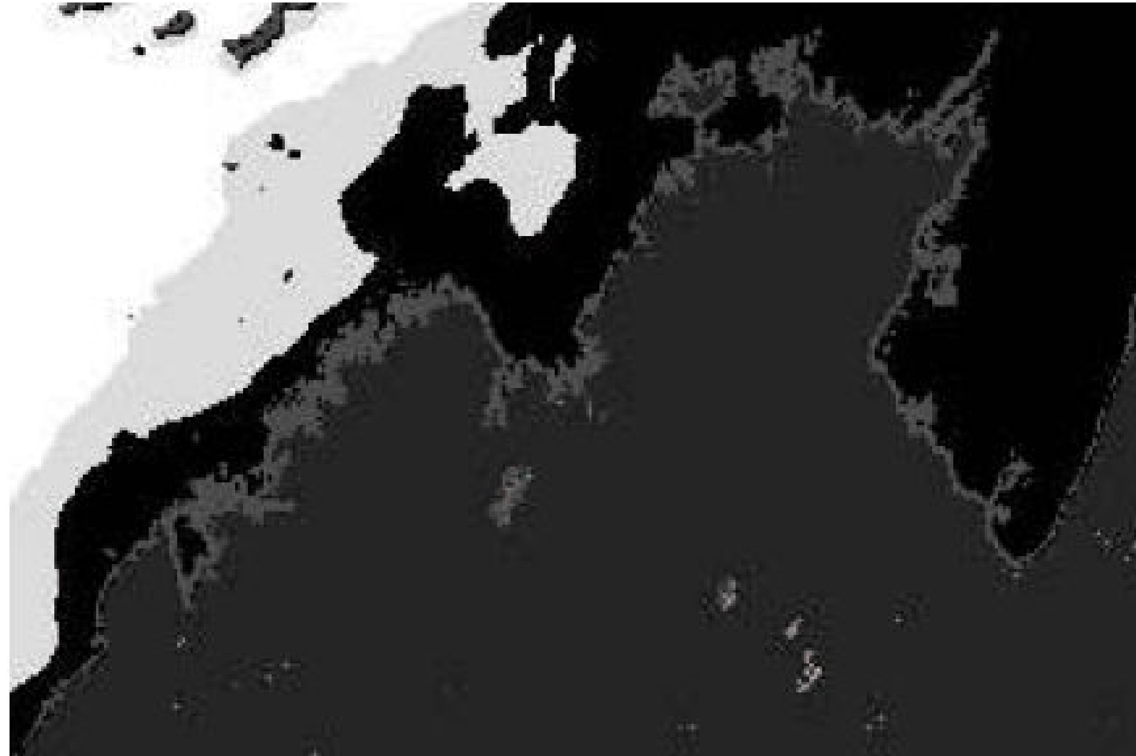


图 4-23 我们的海陆分界模板与 GMT 模板直观比对图

1. 主观评价

把我们生成的海陆分界模板与 GMT 生成的海陆分界模板进行叠加，如图 4-23 所示，灰色边缘为 GMT 软件生成的海陆分界模板，红色边缘为我们系统生成的海陆分界模板。通过直观的比对可以看到，两个模板边缘基本吻合。

2. 客观评价

以全球海岸线矢量数据库 GSHHS 中的海岸线数据为全集，将我们的系统生成的海陆分界模板中的海陆分界点与 GMT 生成的海陆分界模板中的海陆分界点进行逐点对应，如该点属于 GSHHS，则该点为有效点。通过计算海陆分界有效点 N 与生成模板所包含的海陆分界总点数 M 的比值，求解海陆分界点的有效率 P，来衡量系统生成的海陆分界模板的准确性。计算公式为：

$$P=\frac{N}{M} \tag{4-35}$$

以星下点为东经 86.5°时为例，实验结果如表 4-1 所示。

表 4-1 海陆分界比对点有效率

海陆分界点总数	海陆分界有效点数	有效率
78 320	70 692	90.26%

由实验结果可以看出，系统生成的模板具有较高的准确性和稳定性，通过实际验证，该功能可以满足系统应用需要。

4.4.2 图像匹配效果分析与评价

采用图像匹配误差和图像匹配概率两个指标对系统的图像匹配效果进行评价。

1. 图像匹配误差

系统图像匹配的误差用最小均方根误差 RMSE 作为尺度衡量，RMSE 的值越小，说明匹配的误差越小、图像匹配的精度越高[27]。其计算公式为：

$$\mathrm{SE}(u,\Delta X,\Delta Y)=\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\left(uX_i+vY_i+\Delta X-X_i\right)^2+\left(uY_i+vX_i+\Delta Y-Y_i\right)^2\right)\right)^{\frac{1}{2}} \tag{4-36}$$

$$V^*=(u^*,\Delta X^*,\Delta Y^*)=\min_{u,\Delta X,\Delta Y}(\mathrm{SE}(u,\Delta X,\Delta Y)) \tag{4-37}$$

其中：$\{(X_i+Y_i),i=1,2,3,\cdots,N\}$ 和 $\{(\dot{X}_i+\dot{Y}_i),i=1,2,3,\cdots,N\}$ 为匹配控制点对，V^* 为最小均方差。

当匹配图像的尺度因子 $R=1$，并且旋转角度 $\theta=0$ 或者很小时，即 $u=1$，$v=0$，此时表示待匹配图像与模板具有相同的空间分辨率，并且只存在平移变换或近似于平移变换，此时，图像匹配的误差为：

$$\begin{cases} \Delta X_i = \dot{X}_i - X_i \\ \Delta Y_i = \dot{Y}_i - Y_i \end{cases} \tag{4-38}$$

以星下点为东经 86.5°时，((1650，1350) (1660，1400))地域原始卫星图像匹配结果为例，进行误差分析。该地域内有 5 个地标，取各地标的几何中心点为控制点，$\dot{X}_i$ 为匹配后地标经度坐标值，X_i 为控制点标准经度坐标值，ΔX_i 为匹配后控制点经度误差值；$\dot{Y}_i$ 为匹配后控制点纬度坐标值，Y_i 为控制点标准纬度坐标值，ΔY_i 为匹配后控制点纬度误差值，实验结果如表 4-2 所示。

表 4-2　系统图像匹配 RMSE 值表

控制点	$\dot{X}_i$	X_i	ΔX_i	$\dot{Y}_i$	Y_i	ΔY_i
1	10.4590	10.5156	0.0566	−24.2378	−24.2911	−0.0533
2	10.7143	10.6732	0.0411	−24.2444	−24.3500	−0.1056
3	11.1631	11.1567	0.0064	−27.4066	−27.3518	0.0548
4	10.9468	11.0076	−0.0608	−28.7263	−28.7831	−0.0568
5	11.4117	11.3645	0.0472	−29.4070	−29.4623	−0.0553
RMSE	0.082 629 086 9					

该实验地区经纬度分辨率为 0.09～0.12，由实验结果可以看出，系统的匹配精度在 1 个像素之内，可以满足系统应用的需要。

2. **匹配概率**

匹配概率 p 为有效匹配次数 n 与匹配总次数 m 之比，如式(4-39)所示：

$$p = \frac{n}{m} \tag{4-39}$$

我们提出算法界定的有效匹配为：匹配误差在 X 方向和 Y 方向$\leqslant 3$ 个像素。实验结果如表 4-3 所示。

表 4-3　系统图像匹配有效率

有效匹配次数	匹配总次数	有效率
1160	1220	94.08%

从实验结果可以看出，我们的算法具有较高的准确性和稳定性，可以满足系统应用需求。

4.4.3　图像校正效果分析与评价

对系统的图像校正效果采用检查点法[28]进行定量分析，具体方法为：在原始图像上随

机抽取若干个点，对原始图像和校正后图像中对这些点进行检查，将这些点的坐标和校正前后实际坐标逐一比对，算出 RMSE，如表 4-4 所示。

表 4-4 校正结果抽样表

点号	标准地理坐标	原始图像	校正图像
1	10.8733，−24.2242	11.0312，−23.5323	10.9121，−24.2087
2	10.0910，−24.5565	10.0009，−24.1120	10.0398，−24.5423
3	11.7065，−24.6654	10.8921，−26.0968	11.5627，−24.5985
4	11.6230，−26.7657	10.9119，−26.3984	11.5329，−26.6758
5	11.9807，−24.5333	11.1001，−24.4532	11.8902，−24.5032
6	12.3323，−27.5437	12.1121，−28.2987	12.2511，−27.5822
7	12.1876，−29.2345	12.0918，−28.9820	12.0987，−29.1223
8	12.8778，−27.0032	13.3121，−27.3218	12.8556，−26.9866

如表 4-5 所示，ΔX 为检查点在原始图像中的经度误差绝对值，ΔY 为检查点在原始图像中纬度误差的绝对值，Δx 为检查点在校正图像中的经度误差绝对值，Δy 检查点在校正图像中纬度误差的绝对值。

表 4-5 校正误差分析表

点号	原始图像各点误差(绝对值)		校正图像各点误差(绝对值)	
	ΔX	ΔY	Δx	Δy
1	0.1579	0.6916	0.0388	0.0155
2	0.0901	0.4445	0.0521	0.0142
3	0.8144	0.4314	0.1438	0.0669
4	0.7111	0.3673	0.0901	0.0899
5	0.8806	0.0801	0.0905	0.0301
6	0.2202	0.7550	0.0812	0.0385
7	0.0958	0.2525	0.0889	0.1122
8	0.4243	0.3186	0.0222	0.0166
RMSE	0.703 004 516 3		0.102 742 524 1	

由实验结果可以看出，经校正后，图像误差得到了较大的降低，且校正精度控制在了 1 个像素内，可以满足系统应用的需要。

参考文献

[1] 何宁. 图像匹配问题中关键技术研究[D]. 西安：西北大学，2003.
[2] 钱勇，南树军，李卿. 基于图像运动补偿轨道运动和热变形对载荷成像的影响分析[J]. 上海航天，

2008,08：48-52.

[3] 张强.图像匹配算法研究[D].西安：西安电子科技大学,2006.

[4] 曹闻. 遥感图像配准与融合技术研究[D]. 郑州：解放军信息工程大学,2004.

[5] 荆仁杰等. 计算机图像处理[M]. 杭州：浙江大学出版社,1986.

[6] P. G. J. Lisboa 著. 邢春颖等译. 现代神经网络应用[M]. 北京：电子工业出版社,1999.

[7] 赵宇明,李介谷.用于点特征匹配的神经网络算法[J].人工智能与模式识别,1995,8(4)：313-319.

[8] 闫兴美,陈树中. 一种快速的图像特征匹配算法[J]. 计算机工程与科学,2001,04：21-24.

[9] 冯桂,卢健,林宗坚.图像直方图不变特征在影像匹配定位中的应用[J].计算机辅助设计与图形学学报,2000,02：146-148.

[10] 孙超.图像配准算法研究及文档图像配准中的应用[D]. 成都：电子科技大学,2009.

[11] 李宇光,王新华.一种自适应的概率松弛影像匹配算法的研究[J].中国图像图形学报,1999,01：19-22.

[12] Shi-Kuo Chang, Yin-Wah. Optimal histogram matching by monotone gray level transformation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8, 1998.

[13] 曾生根,许磊. 遥感图像智能处理[M]. 北京：电子工业出版社,2007.

[14] 曾丽萍. 遥感图像几何校正算法研究[D].成都：电子科技大学,2008.

[15] 朱述龙,张占睦. 遥感图像获取与分析[M].北京：科学出版社,2000.

[16] 戴昌达,姜小光,唐伶俐. 遥感图像应用处理与分析[M].北京：清华大学出版社,2004.

[17] 柳强,张根耀,赵宗涛. 遥感图像的几何畸变校正方法研究[J].计算机工程与应用,2004,13：52-53.

[18] Ko Sung Jea, Lee Yong Hoon. Center weighted median filters and their applications to image enhancement[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems, 1991, 38(8).

[19] Franz Leberl. Radargrammetry for Image Interpretation[R]. ITC Technical Report, 1978.

[20] Yan Haiying. Geometric Rectification of Side-looking Radar Digital Images [D]. Wuhan, Wuhan Technology University of Surveying and Mapping, 1993.

[21] Fan Yonghong. Geometric and Radiometric Correction on SAR Images [D]. Zhen Zhou, Institute of Surveying and Mapping of Information Engineering University, 1997.

[22] 杨小冈,缪栋,付光远等. 图像几何校正控制点的自动确定方法[J].红外与激光工程,2002,31(3)：194-198.

[23] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京：科学出版社,2003.

[24] 胡晓东. 面向机场视景模拟系统的多源遥感数据融合方法研究[D]. 杭州：浙江工业大学,2007.

[25] 周英杰. 青海湖地区荒漠化演化遥感动态分析[D]. 北京：中国地质大学,2007.

[26] 阳方林. 高配准率快速图像配准技术研究[D]. 太原：中北大学,2005.

[27] 廉明,赵淑清. 基于 RBF 人工神经网络的遥感图像校正算法[J]. 遥感技术与应用,2006,12：52-55.

[28] 袁海军.基于特征库的遥感图像自动配准研究[D].成都：电子科技大学,2007.

第 5 章 卫星遥感图像配准与融合

利用多通道高分辨率扫描辐射计、红外分光计和微波辐射计等遥感器从外层空间“俯视”风云变幻的地球，每天都会拍摄多幅不同时间、不同波段的遥感图像。如果卫星在理想轨道运行，那么不同时段所拍摄图像对应像素的地理经纬度应该相同。但是受轨道偏移和卫星姿态变化的影响，像素往往会发生偏离。因此必须对卫星遥感图像进行导航和配准。图像导航是确定图像中像素经纬度的过程。图像配准是使两幅图像上的所有对应像素都达到空间位置一致的过程。另外，为了综合利用来自不同空间分辨率、波谱分辨率和时间分辨率的遥感图像，必须寻求一种综合利用多源图像的技术方法。图像融合是满足这种要求的重要手段之一。图像融合的目的是将多幅图像中所具有的优势信息或互补性信息有机地结合起来，融合产生的新图像，有助于对观察对象形成更全面、更真实、更有用的认知。同单一信源的图像相比，融合图像能够降低被观察对象存在的二义性和模糊性和误差，最大限度地利用各种信源提供的信息，提高人们对图像进行信息分析和提取的能力。

本章结合遥感气象卫星的实际应用需求，针对气象卫星遥感图像的图像配准和图像融合等应用问题展开了研究。

5.1 基于 FMT 的遥感图像配准方法

基于区域灰度的配准方法是早期普遍使用的一类方法，其基本思想是直接利用整幅图像的灰度信息建立两幅图像的相似性度量，然后采用某种搜索策略寻找使相似性度量值达到最大或最小的几何变换模型的参数值。基于傅里叶-梅林变换（Fourier-Mellin Transformation，FMT）的图像配准方法属于此类方法。该方法对存在一定程度平移、旋转和缩放变换关系的图像间的配准具有较好效果。但基于 FMT 配准方法本质上是一个不断优化变换参数使其达到最佳的过程，且配准效率和配准结果很大程度上取决于图像的数学特性，特别是不同通道的气象遥感图像配准时其效果不佳。

5.1.1 图像配准概述

遥感图像配准是图像处理研究的热点和重点问题，有关的研究成果非常丰富，下面主要介绍图像配准有关的基本概念、基本流程和基本方法。

1. 基本概念

图像配准(Image Registration),就是指对不同时间从不同传感器所获得的两幅或多幅图像实施最佳匹配的处理过程[1]。图像配准过程中,通常指定一幅图像为参考图像,另一幅图像为待配准图像,配准的目的是通过某种几何变换使待配准图像与参考图像的坐标达到一致。

设两幅图像 T 和 I 分别表示参考图和待配准图,图像配准的数学定义如下:

$$T(x,y)=g[I(f(x,y))] \tag{5-1}$$

其中,f 为空间坐标变换,g 为灰度变换,描述由于不同气候条件或不同的传感器类型等因素所带来的图像灰度变换。图像配准问题的要点在于找到最优的空域变换 f 和灰度变换 g,使得式(5-1)成立,进而找到合适的变换参数。

目前,图像配准多是针对空域变换的,对两幅图像进行空间上的配准,以确定这两幅图像之间的位置平移大小、旋转角度以及缩放比例。其实质是求解图像的空间映射关系。这两幅图像的映射关系可表示为:

$$T(x,y)=I(x',y')=I[f(x,y)] \tag{5-2}$$

其中 f 为二维空域坐标变换,它把空域坐标 (x,y) 变换成 (x',y')。

配准过程就是求解最优的空域变换 f,使得式(5-2)成立。所以,图像配准过程实质上是寻找最优变换参数的计算过程。

图像配准问题中可能出现待配准图像与参考图像大小不同的情况,而直接进行图像匹配要求两幅图像大小相同。实际处理中,往往会将图像配准问题转换为大小相同的图像之间的匹配问题。首先将参考图像划分成与待配准图像大小相等的若干参考子图,然后利用一定的匹配算法在这些参考子图中搜索与待配准图像匹配程度最高的那个参考子图,从而计算出待配准图像和参考图像的相对位置关系。图像配准中的搜索过程分为非线性(或随机)搜索和线性遍历两种,可根据实际情况进行选择。

2. 配准方法概述

图像配准的过程主要包括图像的特征空间、相似性测度和搜索策略三个要素。它们对图像的配准精度和配准速度起着决定性作用。现有的图像配准方法可归纳为基于灰度的配准方法和基于特征的配准方法两大类。

1) 基于图像灰度的配准算法

基于图像灰度的配准方法是直接利用图像灰度值来计算图像间的空间变换形式的一类方法。配准过程中,需要利用整个图像的灰度信息。其基本思想是:利用待配准图像和参考图像的对应点及其周围区域的灰度特征具有相似性这一原则,构造某种相似性度量函数,然后计算使相似性度量函数最大的几何变换参数,从而确定图像的几何变换关系,完成配准。这类配准方法包括:互相关法,序贯相似检测法和最大互信息法等。其基本步骤是:

(1) 获取配准模板,即从参考图像中截取子区域作为模板;

(2) 让该配准模板在待配准图像中移动,通过相似性度量来搜索最佳配准参数。

通过分析和实验可知,基于灰度的图像配准方法实现过程简单易行,但存在不容忽视的缺点:

（1）对由非线性光照变化引起的图像灰度变化很敏感，算法性能很难提高；

（2）图像配准过程需要对所有像素进行遍历，其计算复杂度较高；

（3）算法对图像旋转角度、仿射变换以及局部遮挡等情形比较敏感，很难获得稳定有效的结果。

因此这类方法很少在遥感图像配准中单独使用，往往需要同其他相关方法相配合才能达到较为满意的效果。

2）基于图像特征的配准算法

基于图像特征的算法是以图像中区域（海洋和岛屿等）、线（边界线和道路等）和点（角点、重心点、拐点等）等显著特征作为配准的基本元素，通过寻找特征之间的对应关系来实现配准的。该算法主要包括特征检测和特征匹配。首先分别提取参考图像和待配准图像中的显著特征构成特征集；其次将参考图像和待配准图像相对应的特征利用特征匹配算法进行匹配，生成对应关系；最后，利用插值等方法处理非特征像素点，从而实现图像间所有像素的配准。基于特征点的方法是目前最常用的方法，主要包括 Harris 角点算法、SIFT 算法、SURF 算法等。

与基于图像灰度信息的配准方法相比，基于图像特征点的配准方法具有以下几个方面的优势[2]：

（1）图像特征点的数量明显少于像素点的数量，因此图像配准的计算量大幅降低；

（2）图像特征点的匹配度量值对特征点位置变化较敏感，因此图像配准的精度大幅提高；

（3）提取图像特征点的同时能够抑制噪声，因此能较好地适应灰度变化，局部形变和干扰遮挡等情况。

综上所述，基于特征的图像配准方法在图像配准领域得到了广泛应用，配准的基本流程如图 5-1 所示。

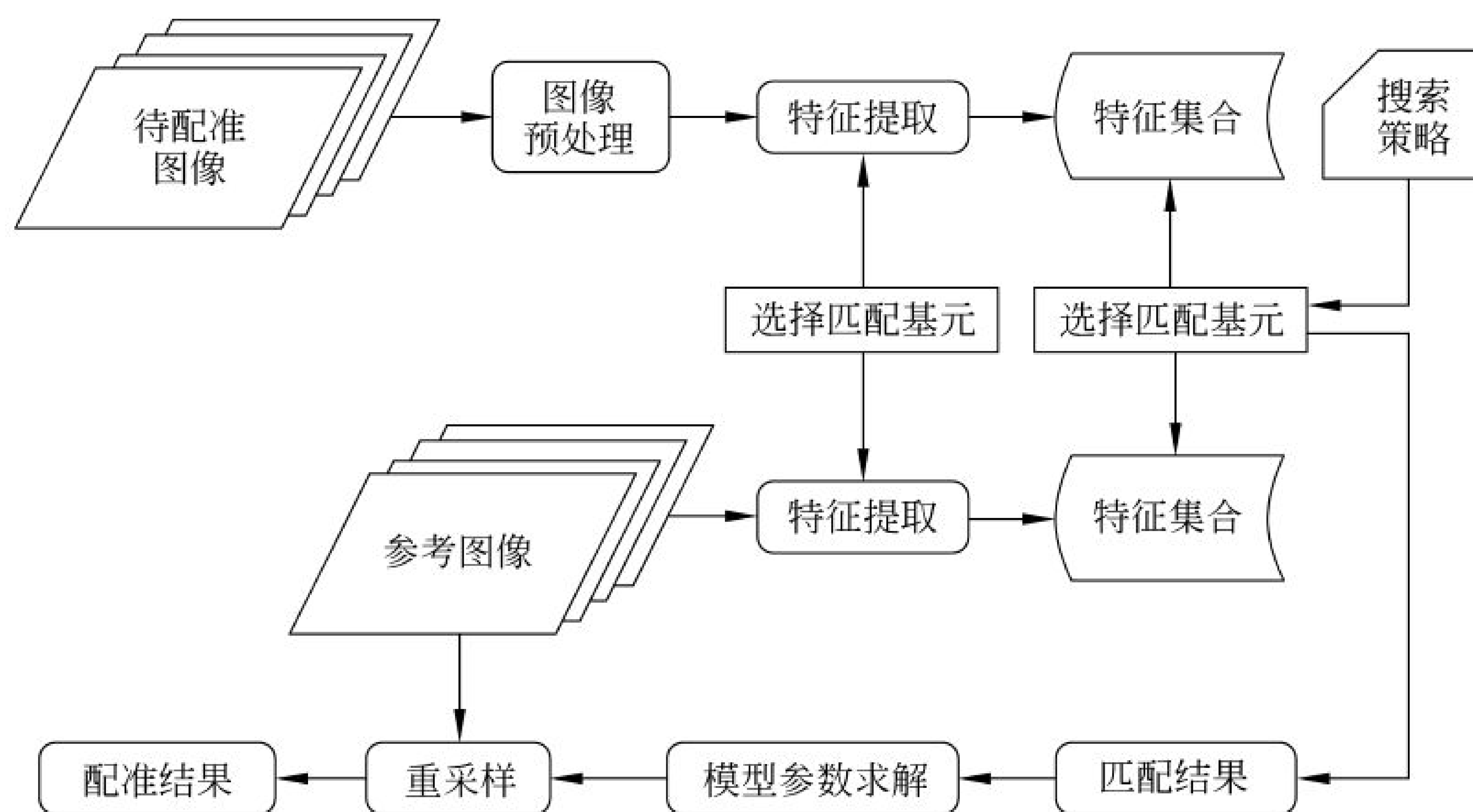


图 5-1 基于特征的图像配准方法的基本流程

基于特征的遥感图像配准过程中，特征提取多基于人工交互式方法，因此这类算法面临着如下需要解决的问题：

（1）特征的选取需要花费大量时间，不适用于实时性要求较高的应用，因此需要研究配

准算法的自动化问题；

(2) 图像配准过程中，很难在实现特征点提取自动化的同时保证所选特征的准确性和有效性。而所选特征的数量、准确度以及分布的均匀程度都可能导致配准的误差。

因此，高精度和自动化是遥感图像配准中需要同时考虑的两个问题。实现高精度自动配准的前提是能够从图像中准确提取特征点。如果图像不够清晰，图像特征点提取的难度就会加大，即容易出现特征点遗漏和伪特征点，配准精度也会随之降低，甚至出现图像配准错误。

3. 基于区域灰度的图像配准方法

此类图像配准方法的研究已经有较长的历史，而且已经形成了许多较为成熟且实用的算法，可以作为进一步研究的基础。本节将讨论几种常用的基于区域灰度的图像配准方法，如：序贯相似检测法、归一化相关法、Hu 不变矩法和互信息法等。

1) 序贯相似性检测法

Barnea 和 Silverman 提出了序贯相似性检测算法(SSDA)[3]，这是一种快速易行的块配准算法，能高效筛选并抛弃非匹配点，降低算法计算量，达到提高配准速度的目的。

如果设 $N\times N$ 待配准图为 S，$M\times M$ 模板图为 T，则 S^{ij} 为模板覆盖下的那块搜索子图 $(1<i,j<N-M+1)$，子图和模板中任意像素(m,n)的灰度值表示为 $S^{ij}(m,n)$和 $T(m,n)$。SSDA 算法的主要步骤如下：

(1) 计算绝对误差。

$$\varepsilon(i,j,m_k,n_k)=\left|S^{ij}(m_k,n_k)-\bar{S}(i,j)-T(m_k,n_k)+\bar{T}\right| \tag{5-3}$$

其中，

$$\bar{S}(i,j)=\frac{1}{M^2}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}S^{ij}(m,n)\quad \bar{T}(i,j)=\frac{1}{M^2}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M}T(m,n)$$

(2) 取不变阈值 T_k。

(3) 随机在子图 $S^{ij}(m,n)$中选取某个像素点，然后计算该像素点与 T 中相应点的差值 ε，再将差值的绝对值累加，经过一定次数的累加后，如果误差超过预先设定的阈值 T_k，则不再累加，并将当前的累加次数 r 记录下来。SSDA 检测次数曲面可表示为：

$$I(i,j)=\left\{r\left|\min_{1\leqslant r\leqslant M^2}\left[\sum_{k=1}^{r}\varepsilon(i,j,m_k,n_k)\geqslant T_k\right]\right.\right\} \tag{5-4}$$

(4) 把 $I(i,j)$取最大值的点(i,j)作为匹配点。因为要使该点的累积误差值 $\sum\varepsilon$ 超过预先设定阈值 T_k 所需的累加次数最多，所以可以认定该点最有可能是合格的匹配点。

如图 5-2 所示，给出了累积误差在四个候选匹配点的取值情况。A 和 B 的累积误差 $\sum\varepsilon$ 很快超过了预设的 T_k，说明这两点不会是最佳匹配的可能取值点；C 点的累积误差增长较慢，但 D 点的累积误差增长更慢，因此 D 点最有可能是合格的匹配点。

2) 归一化相关法

设参考图 G_r，其大小为 $M_r\times N_r$，待配准图为 G_s，其大小为 $M_s\times N_s$，且 $M_s<M_r$，$N_s<N_r$。则参考图中以(u,v)为左上角、大小为 $M_s\times N_s$ 的子图 $G_r(u,v)$与待配准图 G_s 间的去均值归一化互相关度量 $\rho_g(u,v)$为：

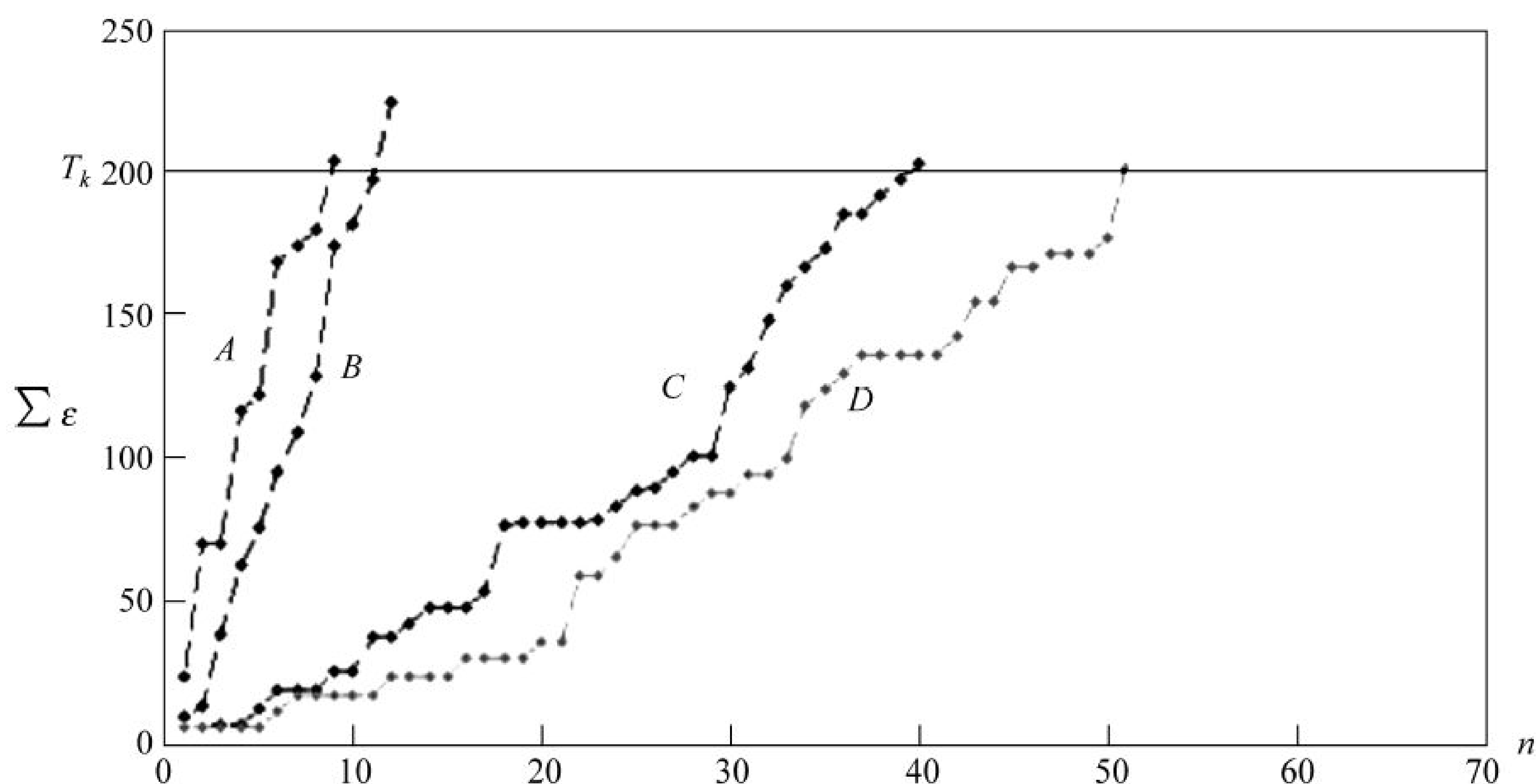


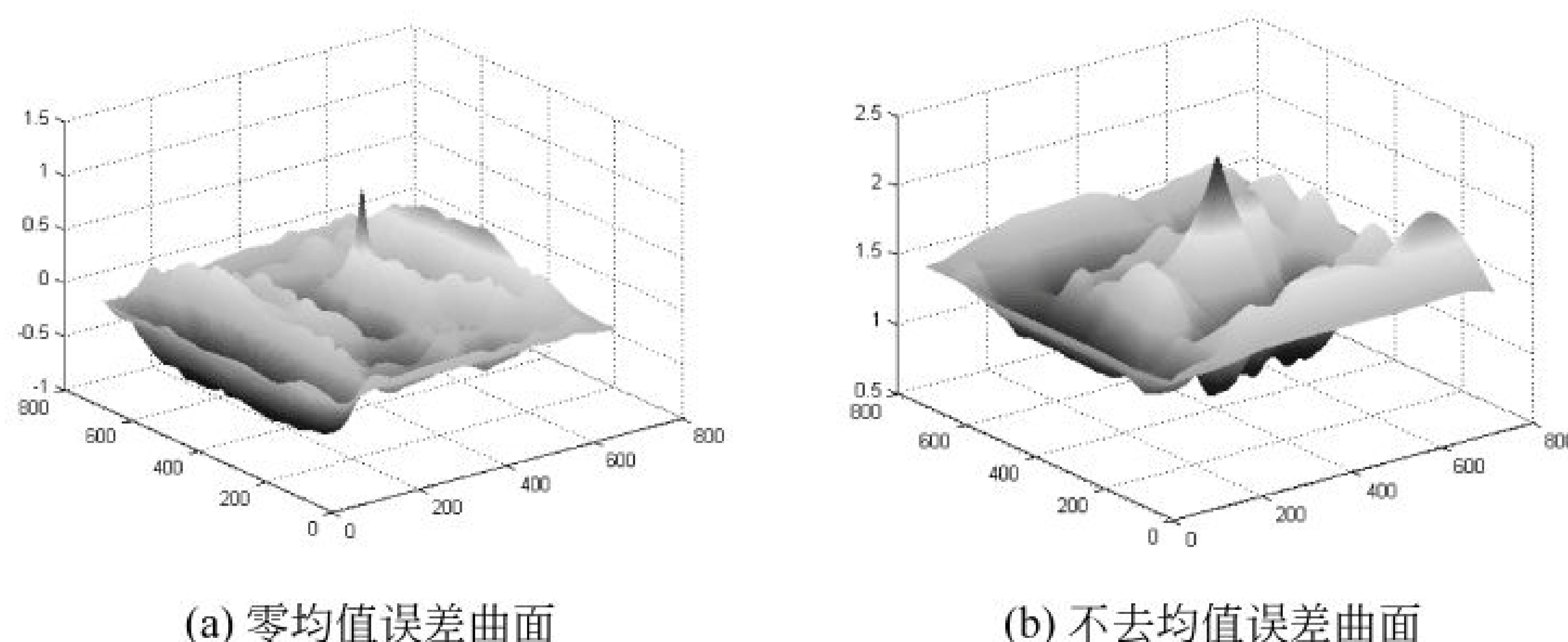
图 5-2　$T_k=200$ 时累积误差增长曲线

$$\rho_g(u,v)=\frac{\sum_{i=1}^{M_s}\sum_{j=1}^{N_s}[G_r(i+u,j+v)-\overline{G_r(u,v)}]\times[G_s(i,j)-\overline{G_s}]}{\left\{\sum_{i=1}^{M_s}\sum_{j=1}^{N_s}[G_r(i+u,j+v)-\overline{G_r(u,v)}]^2\right\}^{\frac{1}{2}}\left\{\sum_{i=1}^{M_s}\sum_{j=1}^{N_s}[G_s(i,j)-\overline{G_s}]^2\right\}^{\frac{1}{2}}} \tag{5-5}$$

其中，$\rho_g(u,v)$是度量函数位置偏移为(u,v)时的匹配度量值，并且有 $0\leqslant|u|\leqslant M_r-M_s$，$0\leqslant|v|\leqslant N_r-N_s$，$\overline{G_r(u,v)}$与$\overline{G_s}$分别表示$G_r(u,v)$与$G_s$的灰度均值。

一般来说图像均值总大于零，从信号的角度来说，就等价于包含了直流分量，这样就降低了相关度量值的极值与背景灰度电平的比值。通过去均值操作，可使两幅图像得到近似的背景电平，这样可以消除两图像的灰度线性偏差对配准结果的影响，提高相关度量值的抗干扰能力。图像的均值可以通过统计方法进行估计，将该估计值从图像中减去，从而得到零均值的图像。

如图 5-3 所示，图 5-3(a)表示零均值方法的误差曲面；图 5-3(b)表示不去均值方法的误差曲面。零均值方法的相似度量值在[−1,1]区间中，不去均值方法的相似度量值在[0.93,1]区间中。通过进行大量的实验，发现零均值方法能使匹配区域更加突出，其配准性能明显优于不去均值方法。但是这种方法也存在着计算量大的缺点。



(a) 零均值误差曲面　　(b) 不去均值误差曲面

图 5-3　归一化方法误差曲面比较

3）Hu 不变矩法

矩是图像的统计特性，通过计算不同阶的矩，可以确定两幅图像的相对平移、旋转方向和缩放尺度等几何变换参数。在实际配准应用中，一般只是选用具有位置平移、方向旋转与尺寸缩放不变性的低阶矩作为度量参数，这是因为高阶矩对噪声和形变比较敏感，不适用于变换复杂的图像[4]。

$p+q$ 阶原点矩定义为：

$$m_{pq}=\sum_x\sum_y x^p y^q f(x,y) \tag{5-6}$$

其中，$f(x,y)$表示图像像素点(x,y)处的灰度。图像位置发生变化时，m_{pq}也会随之改变。为使 m_{pq}具有平移不变性，引入 $p+q$ 阶中心矩的概念：

$$\mu_{pq}=\sum_x\sum_y (x-\bar{x})^p(y-\bar{y})^q f(x,y) \tag{5-7}$$

其中，$\bar{x}=\dfrac{\sum_x\sum_y xf(x,y)}{\sum_x\sum_y f(x,y)}=\dfrac{m_{10}}{m_{00}},\bar{y}=\dfrac{\sum_x\sum_y yf(x,y)}{\sum_x\sum_y f(x,y)}=\dfrac{m_{01}}{m_{00}}$。

零阶矩 m_{00}表示图像某个区域中灰度 $f(x,y)$的统计量。一阶矩 m_{10}和 m_{01}分别除以零阶矩 m_{00}后得到区域灰度重心的坐标$(\bar{x},\bar{y})$，其中，$\bar{x}=\dfrac{m_{10}}{m_{00}},\bar{y}=\dfrac{m_{01}}{m_{00}}$。

对中心矩进行规格化：

$$\eta_{pq}=\frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r},\quad r=\frac{p+q}{2}+1,\quad p+q=2,3,\cdots \tag{5-8}$$

图像的各阶不变矩定义为：

$$\begin{aligned}
\phi_1&=\eta_{20}+\eta_{02}\\
\phi_2&=(\eta_{20}-\eta_{02})^2+4\eta_{11}^2\\
\phi_3&=(\eta_{30}-3\eta_{12})^2+(3\eta_{21}-\eta_{03})^2\\
\phi_4&=(\eta_{30}+\eta_{12})^2+(\eta_{21}+\eta_{03})^2\\
\phi_5&=(\eta_{30}-3\eta_{12})(\eta_{30}+\eta_{12})[(\eta_{30}+\eta_{12})^2-3(\eta_{12}+\eta_{03})^2]\\
&\quad+(\eta_{03}-3\eta_{21})(\eta_{03}+\eta_{21})[(\eta_{03}+\eta_{21})^2-3(\eta_{12}+\eta_{03})^2]\\
\phi_6&=(\eta_{20}-\eta_{02})[(\eta_{30}+\eta_{12})^2-(\eta_{21}+\eta_{03})^2]+4\eta_{11}(\eta_{30}+\eta_{12})(\eta_{03}+\eta_{21})\\
\phi_7&=(3\eta_{21}-\eta_{03})(\eta_{30}+\eta_{12})[(\eta_{30}+\eta_{12})^2-3(\eta_{21}+\eta_{03})^2]\\
&\quad+(\eta_{30}-3\eta_{12})(\eta_{03}+\eta_{21})[3(\eta_{30}+\eta_{12})^2-(\eta_{21}+\eta_{03})^2]
\end{aligned} \tag{5-9}$$

以上就是 1962 年 Hu MK 提出的 7 个 Hu 不变矩，其中 $\phi_1\sim\phi_6$ 具有尺度、平移和旋转不变性，ϕ_7 具有尺度和平移不变性。为方便计算，对 ϕ_i 作如下变换：

$$\phi_i=|\log 10|\phi_i||,\quad i=1,2,3,\cdots,7 \tag{5-10}$$

分别计算模板图像和待配准图像的不变矩 $\phi_i(i=1,2,\cdots,7)$和 $\phi_i'(i=1,2,\cdots,7)$，采用归一化相关算法，相似性度量函数定义为：

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{7}\phi_i\phi_i'}{\left[\sum_{i=1}^{7}\phi_i^2\sum_{i=1}^{7}\phi_i'^2\right]^{\frac{1}{2}}} \tag{5-11}$$

R 越接近 1 则匹配程度越高，R 越偏离 1 则匹配程度越低。通过选择合适的阈值，用来判定两幅图像是否达到配准。

由式(5-6)和式(5-7)可知，不必每次都计算 $x^p y^q$，可以先计算出 $x^p y^q$ 所表示的 N_{pq} 矩阵，计算各阶矩时只需把图像和 N_{pq} 点乘求和即可，再根据式(5-8)和式(5-9)就可以得到各不变矩。

4) 互信息方法

互信息(Mutual Information，MI)配准方法是近年来图像配准中应用较普遍的一种算法[5]。该算法以信息论中交互信息相似性准则为基础，将互信息作为图像间的相似性度量，通过搜索最大互信息来完成图像配准。

互信息用于度量两个变量中共有的信息量，表征了随机变量间的统计相关性[6]。它可用熵来描述：

$$I(A,B) = H(A) + H(B) - H(A,B) \tag{5-12}$$

其中，$H(\cdot)$ 表示图像的熵，$H(A,B)$ 是两幅图像的联合熵。熵 H 定义为：

$$H = -\sum P\log P \tag{5-13}$$

因此，互信息可定义为[7]：

$$I(A,B) = \sum_{i,j} P_{AB}(i,j) \frac{P_{AB}(i,j)}{P_A(i) \cdot P_B(j)} \tag{5-14}$$

其中，$P_A(i)$、$P_B(j)$ 分别表示图像边缘概率分布，$P_{AB}(i,j)$ 表示两幅图的联合概率分布。

设参考图像 I_1 和待配准图像 I_2 中 (i,j) 点的灰度值分别为 $f_1(i,j)$ 和 $f_2(i,j)$，如果两幅图像具有平移、缩放和旋转变换，两幅图像的变换关系定义为：

$$f_1(i',j') = f_2(h(i,j))$$

当两幅图像的空间位置完全一致时，其互信息 $H(A,B)$ 值达到最大。互信息配准方法的核心就是搜索使互信息达到极值的几何变换参数的过程。

5) 配准方法比较分析

图像的像素灰度值包含了图像的所有信息，因此基于图像灰度值的配准是最自然算法思路。通常直接利用两幅图像的完整灰度信息建立其相似性度量，而后采用某种搜索方法寻找最佳变换模型参数，使得相似性度量值达到极大值。前面已经讨论了多种基于区域灰度的配准方法，下面对这些方法进行简要的总结与比较。

(1) SSDA 检测法。

序贯相似性方法具有速度快、易于实现等突出的优势，因此在早期的图像配准方法中被广泛应用。但该方法具有以下两个难以克服的弱点：阈值的选取对计算结果和计算复杂度影响巨大，而阈值的设定缺乏标准，从而导致计算复杂度难以确定，甚至配准结果的可靠性无法保证；该方法不适用于待配准图像与参考图像存在旋转与缩放变换的情况，即使是较小的旋转角度和缩放比例也会导致算法的失效，因此该方法的适应性较为局限。另外，如果待配准图像与参考图像存在不同的灰度分布时，该方法的配准精度也不高。

(2) 去均值归一法。

归一化相关配准算法对图像灰度值的线性变换具有适应性，所求的归一化相关值不受图像灰度值线性变换的影响。但是，该方法具有以下的缺点：互相关度以模板所处的实际位置为中心出现的峰值比较平缓，当模板位置稍微偏离实际值时，其图像互相关度并不显著

下降，因此难以精确计算其尖峰位置。另外，该方法应用于遥感图像时，其归一化相关度量值计算量较大，搜索优化时间过长，因此，需要通过其他辅助方法来提高算法的计算速度。

(3) Hu 不变矩法。

Hu 不变矩是相对于平移变换、旋转变换和缩放变换不变的量，但其对于仿射变换和投影变换并不适用。此时 Hu 不变矩不再是严格的不变量。另外，矩不变量的计算是基于全局的图像灰度信息的，该方法不适用于某些部分被遮挡的图像，因为此时不变矩的计算不准确，会产生极大的配准误差。

(4) 互信息法。

互信息是两个随机变量之间相关性的测度，它表示信息之间的包含关系。若将图像视为二维统计量，则互信息表达了图像统计量之间的相关性。基于互信息的图像配准方法具有鲁棒性强、配准精度高等优点，可以广泛应用于多个图像配准领域。但计算互信息涉及大量的浮点运算，且搜索最大互信息时容易陷入局部极值，不太适用于多通道遥感图像的配准。

5.1.2　基于 FMT 的配准方法原理

基于 Fourier-Mellin 变换的图像配准方法的基本原理是：首先对图像幅度谱进行对数-极(Log-Polar)变换，接着在对数-极(Log-Polar)坐标域中，利用傅里叶变换位移理论计算两幅图像的相对旋转角度和尺度缩放因子，然后以求得的旋转和缩放参数为已知条件，在空域中同样利用傅里叶变换位移理论计算出平移参数，从而实现了满足旋转、缩放和平移变换关系的图像之间的配准。本节将简要介绍傅里叶变换和对数-极空间变换的基本原理。

1. 傅里叶变换位移相关理论

设图像 $f_2(x,y)$为图像 $f_1(x,y)$平移 x_0,y_0 后的图像，即

$$f_2(x,y) = f_1(x-x_0,y-y_0) \tag{5-15}$$

那么，f_1 和 f_2 对应的傅里叶变换 F_1 和 F_2 之间有如下关系：

$$F_2(u,v) = \mathrm{e}^{-j2\pi(ux_0+vy_0)}F_1(u,v) \tag{5-16}$$

且对应频域中两图像的互功率谱为：

$$\frac{F_1(u,v)F_2^*(u,v)}{|F_1(u,v)F_2^*(u,v)|} = \mathrm{e}^{j2\pi(ux_0+vy_0)} \tag{5-17}$$

其中 F_2^* 表示 F_2 的复共轭。

通过对互功率谱进行傅里叶逆变换，能够获得单位脉冲函数 $\delta(x-x_0,y-y_0)$。在偏移位置该函数有明显的极值，根据这个特性能求出图像间的平移量 x_0 和 y_0。

2. 对数-极空间变换

空域中，两幅图像分别为 $f_2(x,y)$和 $f_1(x,y)$，它们之间存在一定的平移、旋转和一致尺度缩放(即两个方向上的尺度变换因子相等)变换关系，设平移量为(x_0,y_0)，旋转角度为 α，缩放尺度为 σ，则有：

$$f_2(x,y) = f_1[\sigma(x\cos\alpha + y\sin\alpha) - x_0, \sigma(-x\sin\alpha + y\cos\alpha) - y_0] \tag{5-18}$$

对应的傅里叶变换 $F_1(u,v)$和 $F_2(u,v)$之间满足如下关系：

$$F_2(u,v) = e^{-j2\pi(ux_0+vy_0)}\sigma^{-2}F_1[\sigma^{-1}(u\cos\alpha + v\sin\alpha),\sigma^{-1}(-u\sin\alpha + v\cos\alpha)] \quad (5\text{-}19)$$

令 $M_1(u,v)=|F_1(u,v)|$，$M_2(u,v)=|F_2(u,v)|$分别表示两幅图像的频谱幅度，则：

$$M_2(u,v) = M_1[\sigma^{-1}(u\cos\alpha + v\sin\alpha),\sigma^{-1}(-u\sin\alpha + v\cos\alpha)] \quad (5\text{-}20)$$

从式(5-20)中可以看出，频谱幅度只与旋转参数 α 和缩放参数 σ 有关，与平移参数(x_0,y_0)无关，因此可按如下方法计算这三个参数。

对式(5-20)进行极坐标变换，可得：

$$M_2(\rho,\theta) = M_2(\sigma^{-1}\rho,\theta-\alpha) \quad (5\text{-}21)$$

对式(5-21)的第一个坐标进行对数变换，可得：

$$M_2(\log\rho,\theta) = M_1(\log\rho-\log\sigma,\theta-\alpha) \quad (5\text{-}22)$$

令 $\lambda=\log\rho$，$\mu=\log\sigma$，式(5-22)转化为：

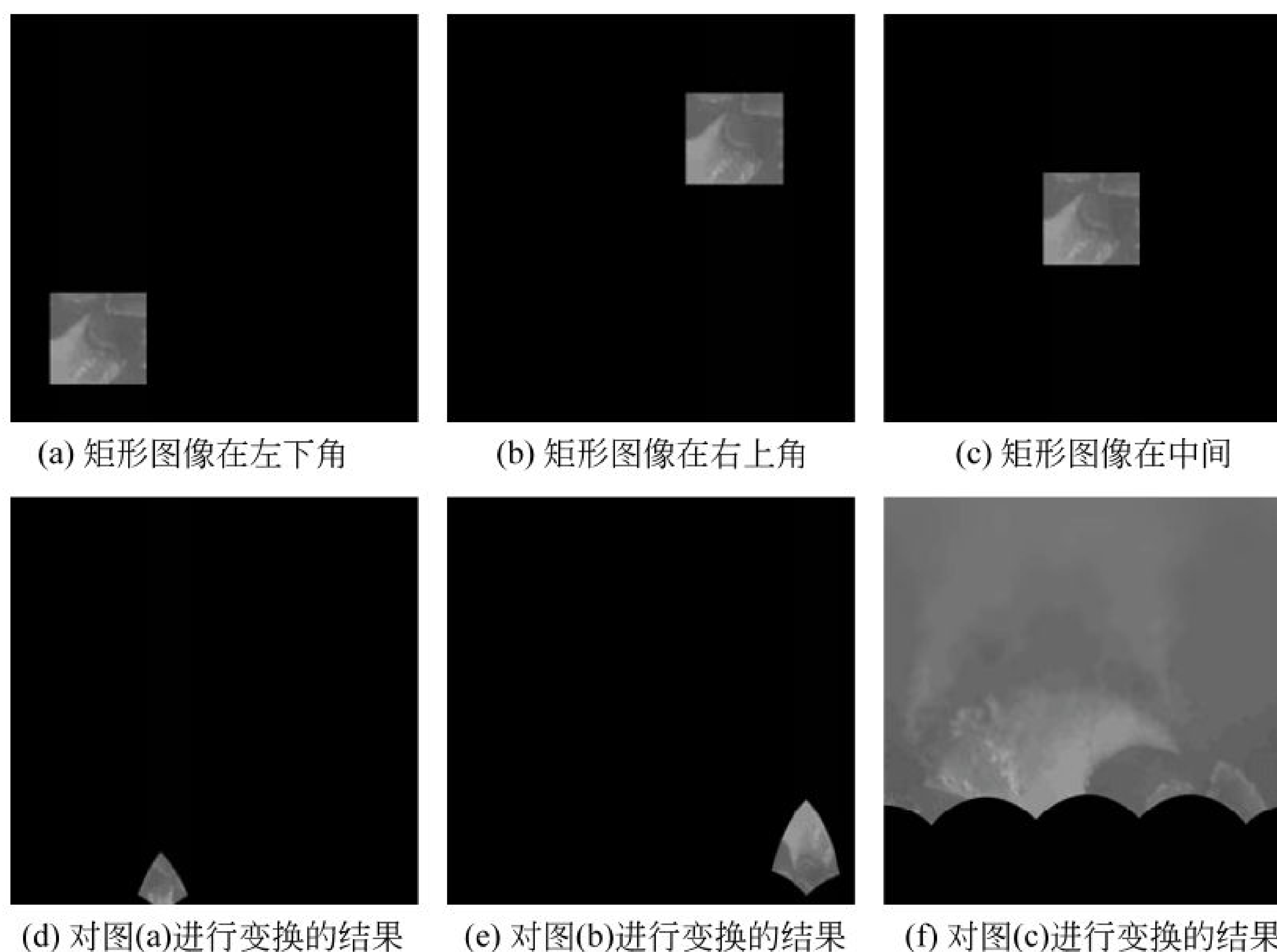
$$M_2(\lambda,\theta) = M_1(\lambda-\mu,\theta-\alpha) \quad (5\text{-}23)$$

式(5-23)称为 Fourier-Mellin 变换，可以看出，式(5-23)与式(5-15)具有相同的形式，这样就可以利用 Fourier 变换位移理论，在对数-极(Log-Polar)空间计算出旋转角度 α 和缩放因子 σ。

根据求得的 α 和 σ，对图像 $f_2(x,y)$进行缩放和旋转校正得到图像 $f_2'(x,y)$，然后依据式(5-16)和式(5-17)在空域计算出两幅图像的相对平移量 x_0 和 y_0。

3. 算法误差分析

选取小块矩形图像进行 FMT 配准实验，结果如图 5-4 所示。



(a) 矩形图像在左下角　(b) 矩形图像在右上角　(c) 矩形图像在中间

(d) 对图(a)进行变换的结果　(e) 对图(b)进行变换的结果　(f) 对图(c)进行变换的结果

图 5-4 Log-Polar 变换

从图 5-4 的实验结果表明，经过对数-极变换之后，原本矩形区域的图像，不再保持矩形。不同位置的图像块被映射成不同的形状；而且位于中央区域的小块图像在映射图中

占据大部分区域。也就是说，中央区域的图像块在映射图中具有极高的分辨率，而边缘区域的图像，在映射图中分辨率则极低。若两幅图像重合区域较少(即平移量较大)时，利用 Fourier 变换位移理论，按照式(5-16)和式(5-17)计算出的旋转角度 α 和缩放因子 σ，会出现误差很大的情况。而且，此时算法的收敛速度也较慢，甚至会出现无法收敛的情况。

5.1.3 改进的基于 FMT 的配准方法

针对 FMT 方法的配准误差和收敛速度的问题，本节提出了基于 FMT 的一系列改进方法。

1. 改进方法的基本流程

改进的 FMT 配准方法可以更快、更准确地计算出待配准图像相对于参考图像的平移量、缩放尺度以及旋转角度，算法流程如下：

(1) 将待配准图像 I_{t_0} 进行图像预处理，即进行滤波操作，消除可能存在的噪声影响，生成过滤后的待配准图像 I_{t_1}。

(2) 利用 Hu 矩不变量对参考图像 I_{A_1} 和待配准图像 I_{t_1} 进行粗配准，估计位移参数(x_0，y_0)，依据求得的位移估计量校正待配准图像 I_{t_2}。

(3) 对图像 I_{A_1} 和 I_{t_2} 进行 FMT 变换，计算出旋转角度 α 和缩放因子 σ，进而求出更准确的位移参数。

(4) 分别在 $[\alpha-\Delta\alpha,\alpha+\Delta\alpha]$ 区间以及 $[\sigma-\Delta\sigma,\sigma+\Delta\sigma]$ 区间遍历旋转参数和缩放参数，同时根据参数值截取相应的参考子图 I_{ref}。

(5) 计算参考子图 I_{ref} 与待配准图像 I_{t_1} 的配准误差；并存入以参数 α、参数 σ 为索引的结果矩阵中。

(6) 遍历结束后，搜索结果矩阵的最佳匹配值，确定旋转参数 α、缩放参数 σ，进而求得相应位移参数。

(7) 迭代旋转缩放参数，根据求精目标函数计算出精度更高的平移、旋转和缩放参数。

改进的基于 FMT 图像配准算法流程如图 5-5 所示。

2. 图像粗配准

参考图像和待配准图像进行粗配准的算法流程如下：

(1) 将待配准图像 I_{t_0} 进行图像预处理，即进行滤波操作，消除可能存在的噪声影响，生成过滤后的待配准图像 I_{t_1}；

(2) 计算图像 I_{t_1} 不变矩；

(3) 遍历位移参数(x，y)，从 x：$x_{min}\rightarrow x_{max}$，$y$：$y_{min}\rightarrow y_{max}$；

(4) 根据位移参数，截取参考子图 I_{ref}；

(5) 计算图像 I_{ref} 不变矩；

(6) 如果匹配，则停止，并返回相应的位移参数(x_0，y_0)；如果不匹配则返回第(3)步。

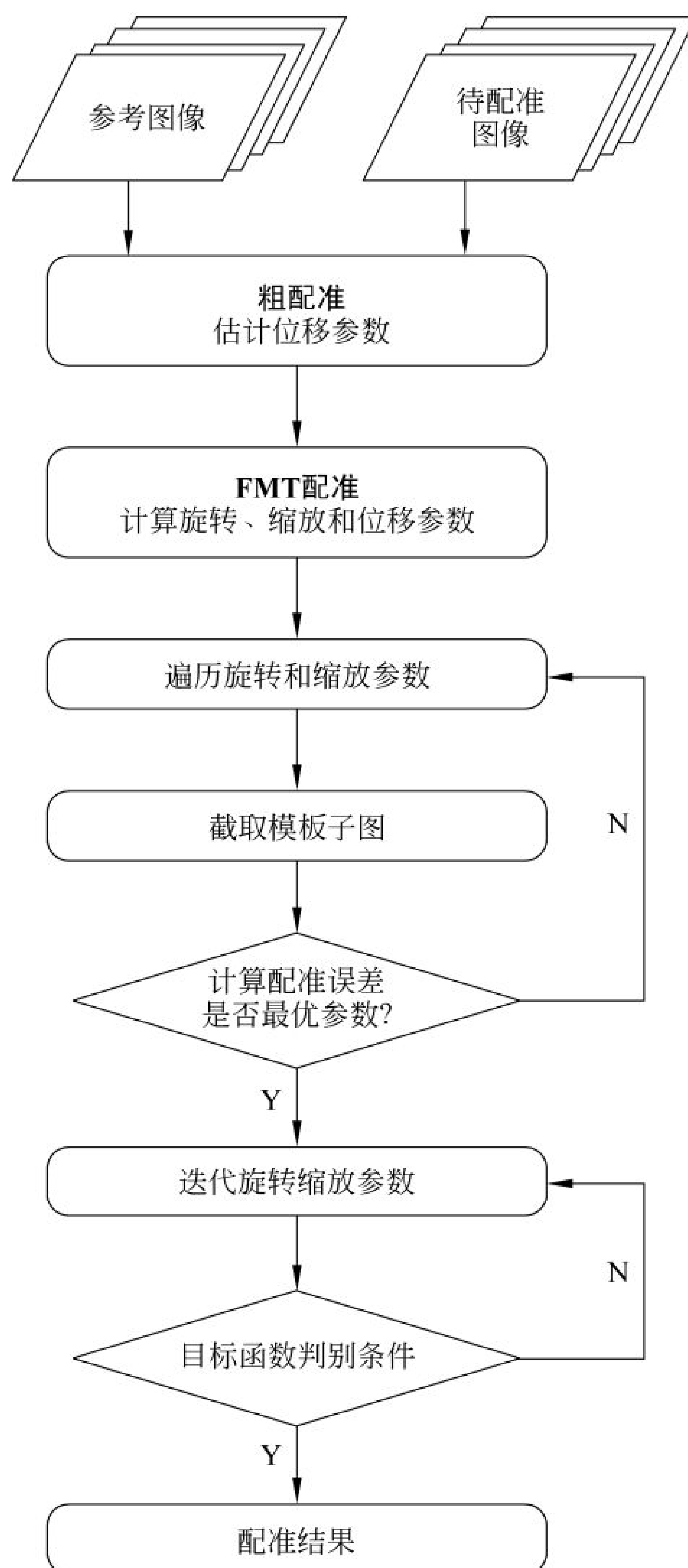


图 5-5　改进的 FMT 图像配准算法流程

基于不变矩的粗配准流程如图 5-6 所示。

3. 截取模板子图

如果图像配准过程中，估计图像变换参数为：平移参数(x_0, y_0)、旋转参数 α_0 及缩放参数 σ_0。截取模板子图过程要解决的问题是如何利用图像及参数，得到新的模板图像。具体流程如下：

(1) 提取 I_{ref}的四个顶点，$A(0,0)$、$B(w,0)$、$C(h,0)$和 $D(w,h)$；

(2) 根据参数，对四个顶点 A、B、C、D 进行反变换，反变换结果为：$A'(0,0)$、$B'(w,0)$、$C'(h,0)$和 $D'(w,h)$，并令：

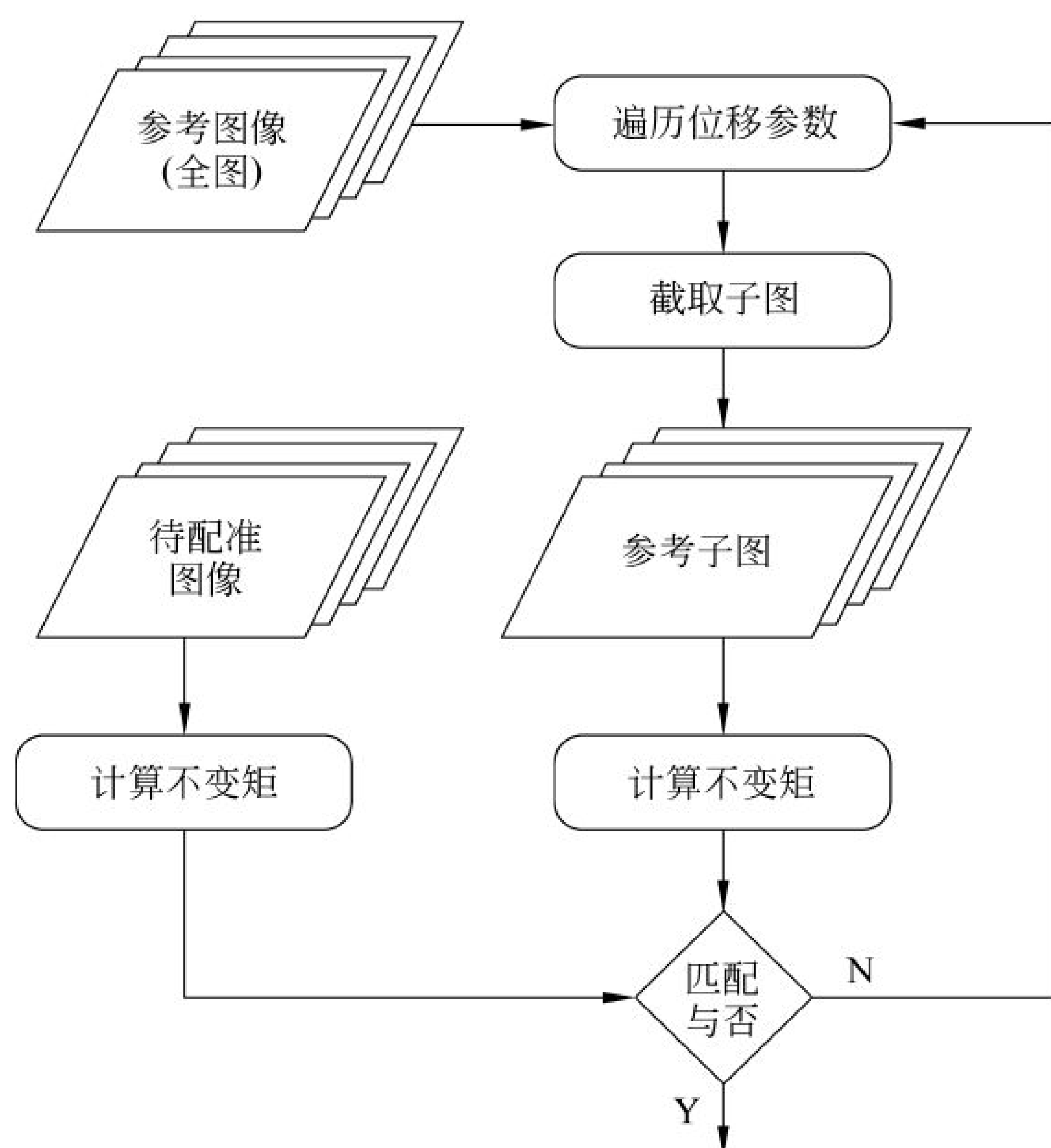


图 5-6　基于不变矩的粗配准算法

$$x_{\min}=\min\{x_a,x_b,x_c,x_d\},\quad x_{\max}=\max\{x_a,x_b,x_c,x_d\}$$
$$y_{\min}=\min\{y_a,y_b,y_c,y_d\},\quad y_{\max}=\max\{y_a,y_b,y_c,y_d\}$$

(3) 根据 $A''(x_{\min},y_{\min})$、$B''(x_{\min},y_{\min})$、$C''(x_{\min},y_{\min})$和 $D''(x_{\min},y_{\min})$这四个新顶点所确定的区域,在图像中截取新模板子图。

4. 迭代求精

一般情况下,经过基于 FMT 的粗——精配准算法处理后,能够得到较为理想的配准结果,但是在配准精度要求很高的情况下,需要进行多次迭代进一步优化参数。

设待配准图像 I_{t_0},经过平移(参数为 $t=(x_0,y_0)$),旋转缩放($r=(\alpha,\sigma)$)之后得到 I_{t_1},其图像灰度分别为灰度为 $f_{t_0}(x,y)$和 $f_{t_1}(x,y)$,设误差函数:$e(t,r)=f_{t_1}-f_{t_0}$。可以定义迭代求精目标函数:

$$H(r)=\int e^2(t,r)\mathrm{d}t \tag{5-24}$$

先根据旋转参数 $\hat{r}$,对待配准图像进行变换,再利用相位相关算法计算平移变换参数 $\hat{t}$;再固定平移变换参数不变,对旋转缩放参数进行优化,得到优化的 $\hat{r}$;上述两个过程交替进行,直到如下条件满足:

$$|H(\hat{r}_{k+1})-H(\hat{r}_k)|<\tau \tag{5-25}$$

其中 τ 为收敛阈值,一般为较小的正值。

迭代求精具体流程如下:

(1) 根据之前粗——精配准结果截取模板子图,初始的参数值为(x_0,y_0),α_0 和 σ_0;

(2) 迭代参数,计算匹配求精目标函数,如果达到迭代中止条件则结束,否则转到(1);

（3）输出当前参数。

5. 实验结果分析

使用改进的 FMT 方法对实验 PersianGulf 遥感图像进行配准，检验改进算法的性能。

（1）待配准图像（右）大小为 131×131；参考图像大小为 512×512，图像的平移值 $x_0=164$，$y_0=184$。如图 5-7 所示，实验结果表明：对于只存在平移变换图像经过粗配准过程，就可求得准确的平移参数，完成图像配准。

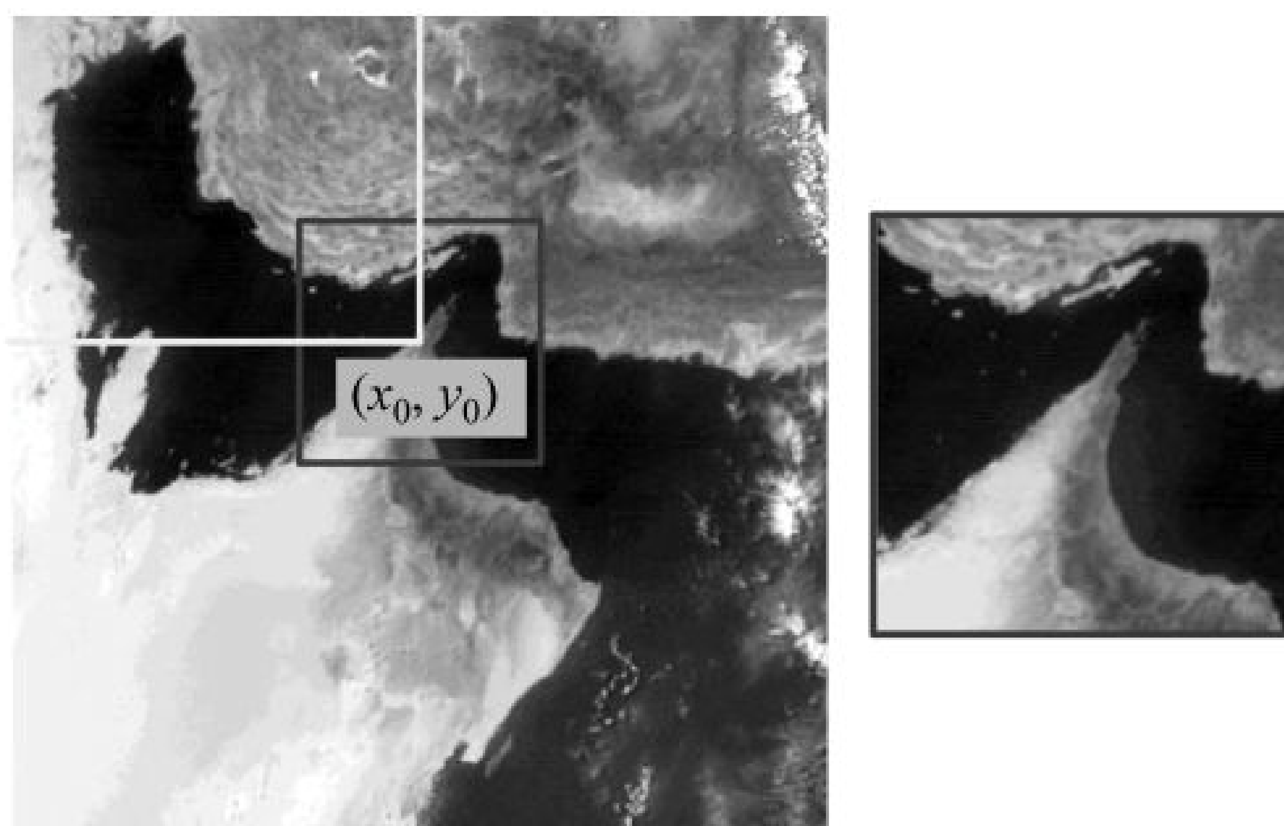


图 5-7 改进的 FMT 配准方法（粗配准）

（2）待配准图像（右）大小为：131×131；参考图像大小为 512×512，图像平移值为 $x_0=164$，$y_0=184$，图像旋转角度为 $\theta=5.0°$。如图 5-8 所示实验结果表明，对于存在旋转变换的图像，经过粗——精配准过程，可以求得准确的平移、旋转参数，完成图像配准。

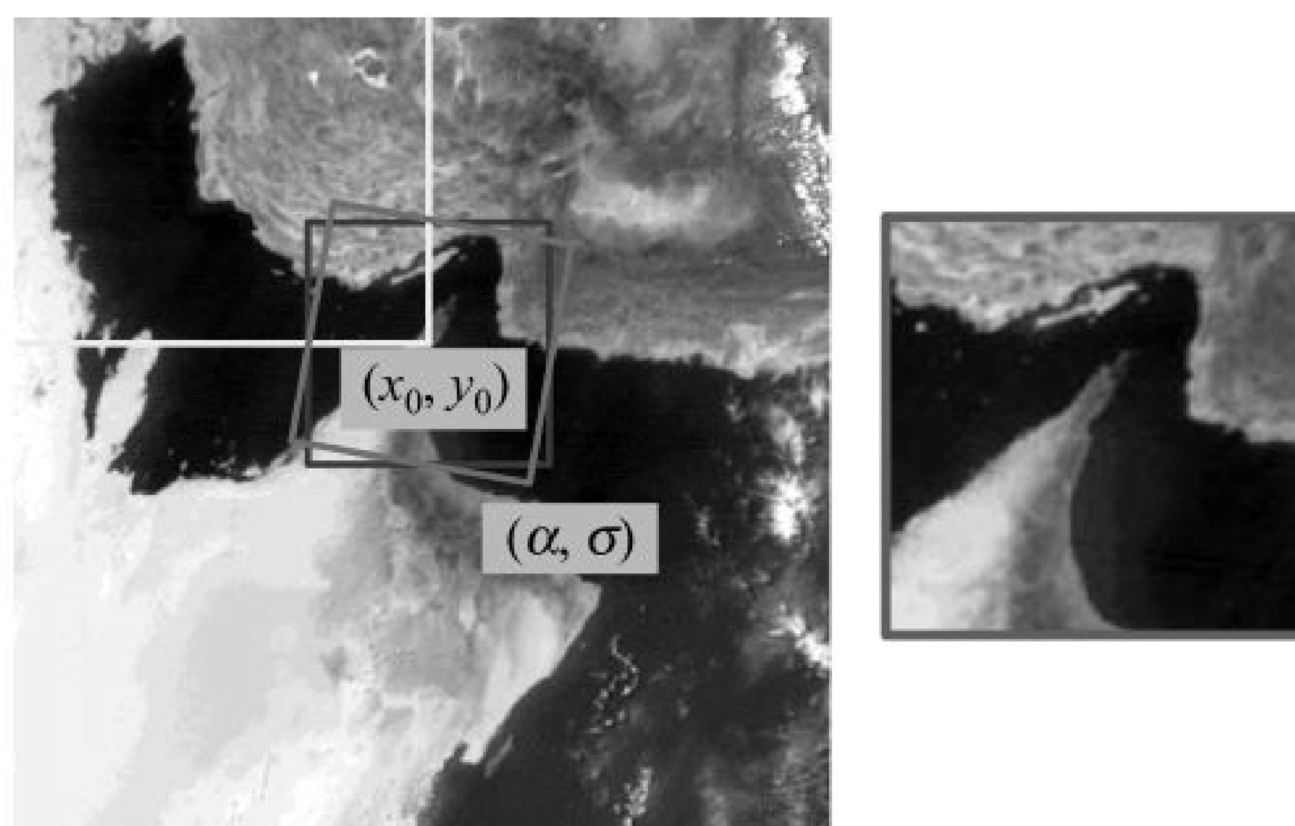


图 5-8 改进的 FMT 配准方法（粗——精结合配准）

对大量遥感图像进行配准实验，统计结果如图 5-9 和图 5-10 所示。实验结果表明，缩放尺度 σ 处于[0.7，1.5]范围之内时，通过有限次迭代计算能够得到误差限内结果，而超出此范围时，迭代次数急剧增加，甚至无法收敛。类似的，旋转角度 α 小于 15°时，通过有限次迭代计算能够得到误差限内结果，而超出此范围时，迭代次数急剧增加，甚至无法收敛。

5.1.4 基于边缘的 FMT 配准方法

图像边缘必然位于图像灰度发生突变的位置。因此，可以基于边缘信息进行图像配准。因为边缘是二值（取值限于 0 或 1）图像，基于边缘的图像配准过程计算复杂度更低，而且抗

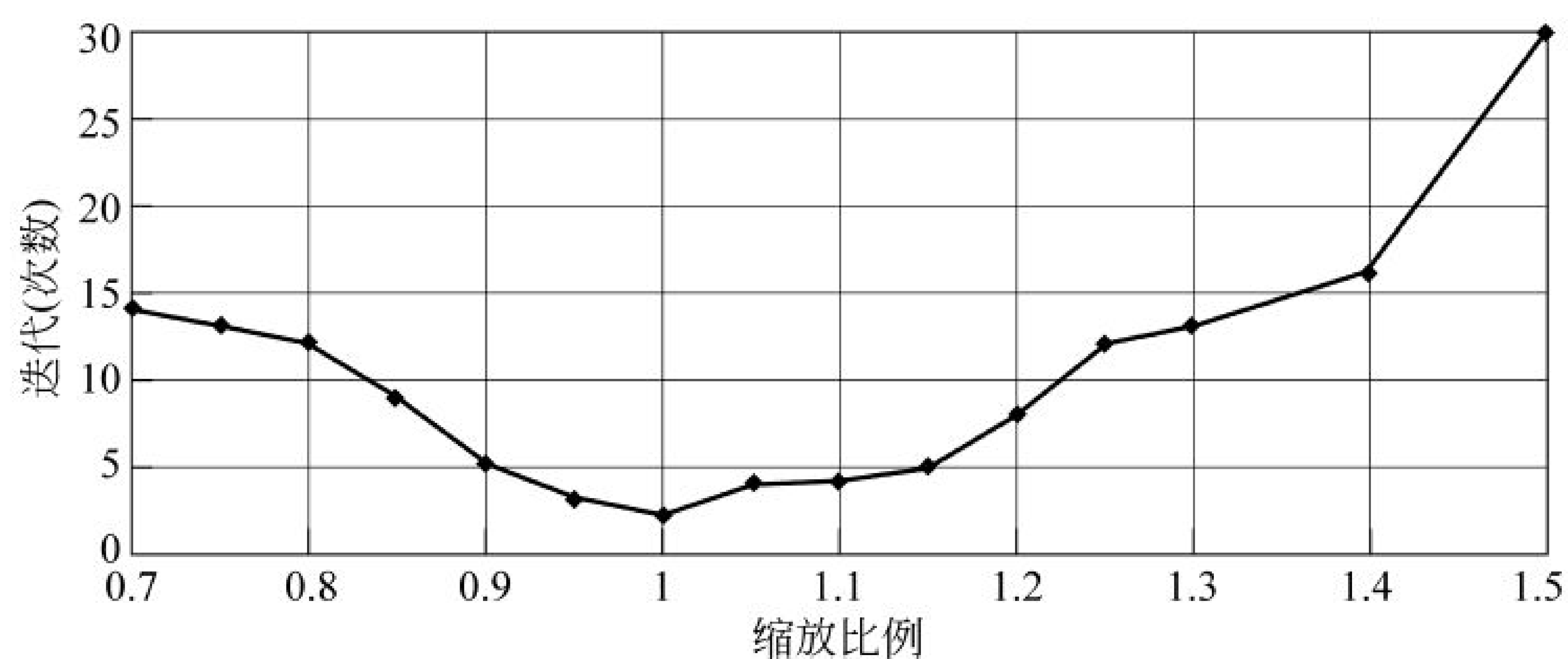


图 5-9　缩放尺度与迭代次数的关系

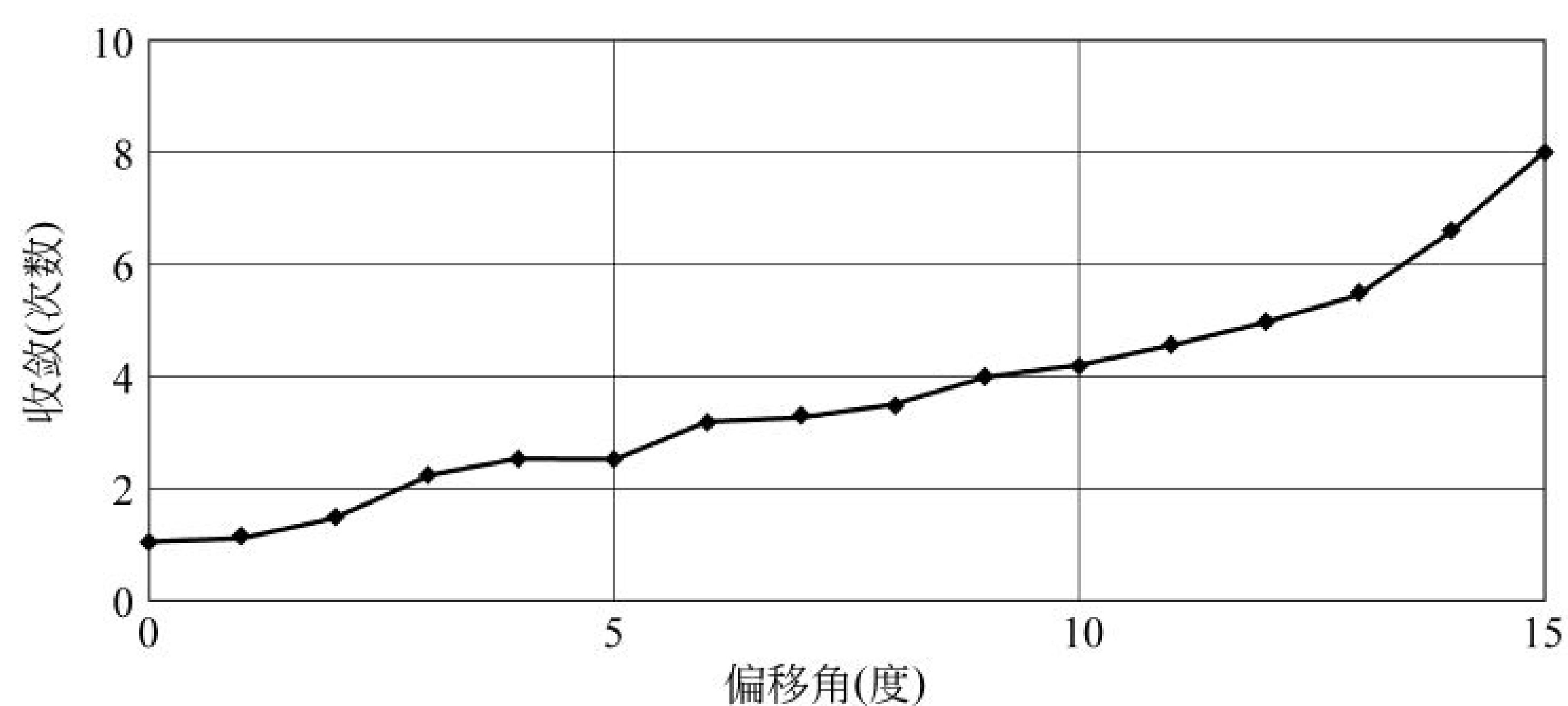


图 5-10　旋转角度与迭代次数的关系

干扰性更强。本节讨论了针对边缘图像的 FMT 配准方法。

1. FMT 配准实验

基于图像边缘的 FMT 配准方法流程如图 5-11 所示。

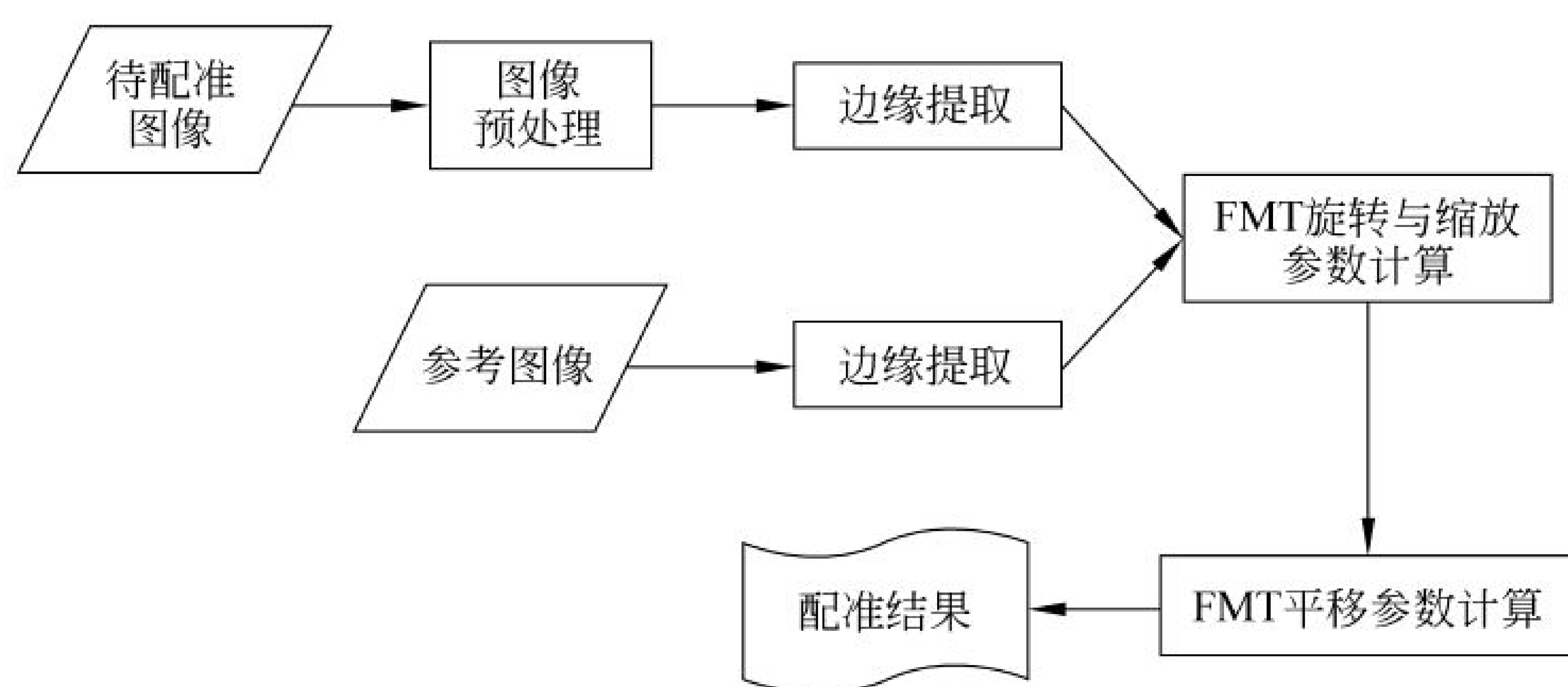
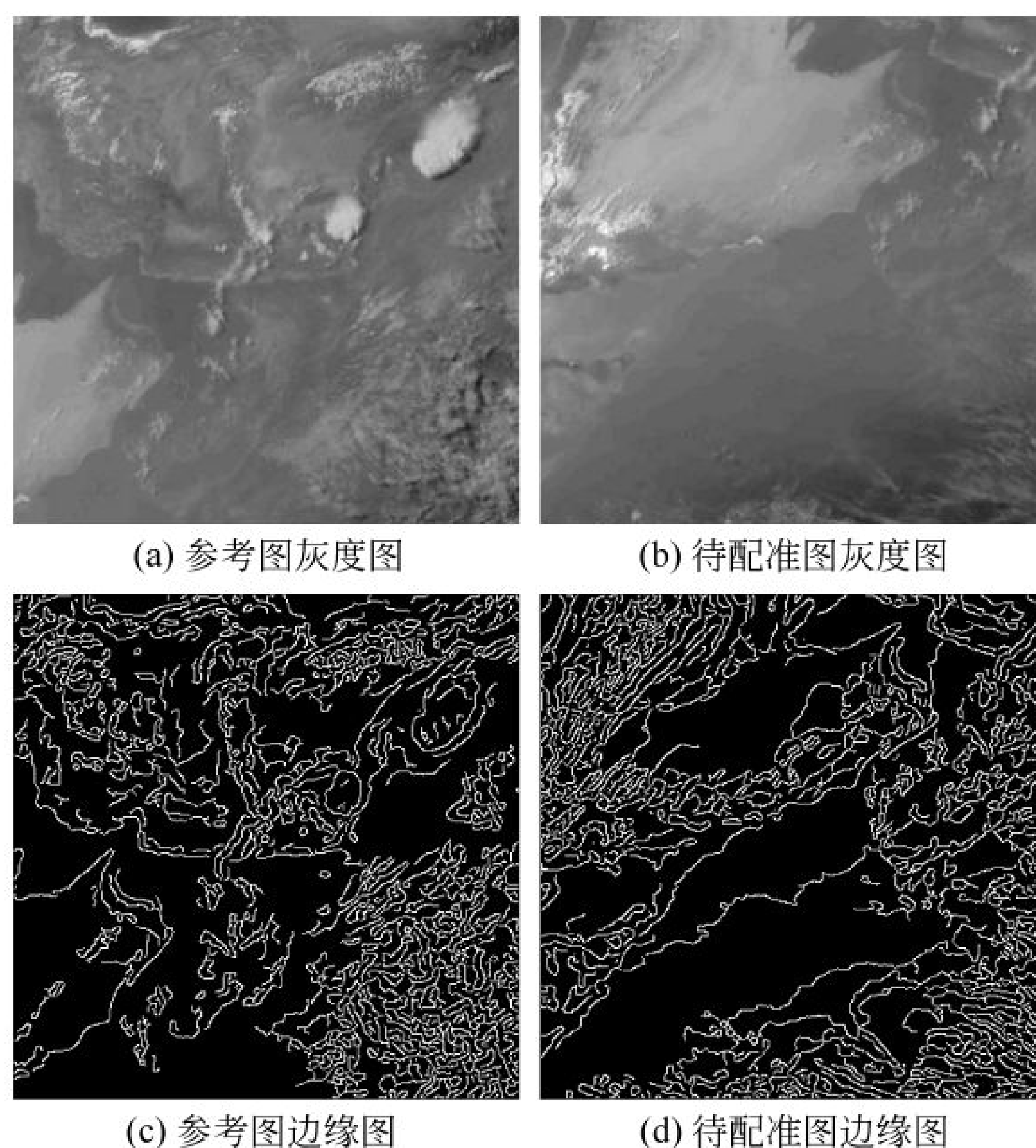


图 5-11　基于图像边缘的 FMT 配准流程

1) 图像边缘检测

为了进行图像配准实验,需要检测图像边缘。运用本书 2.5.5 节所介绍的改进的 Canny 算法,对于两幅可见光通道(VIS)的图像进行了边缘检测,其原图与边缘结果如图 5-12 所示。两图的边缘结果以黑白图的方式存储。



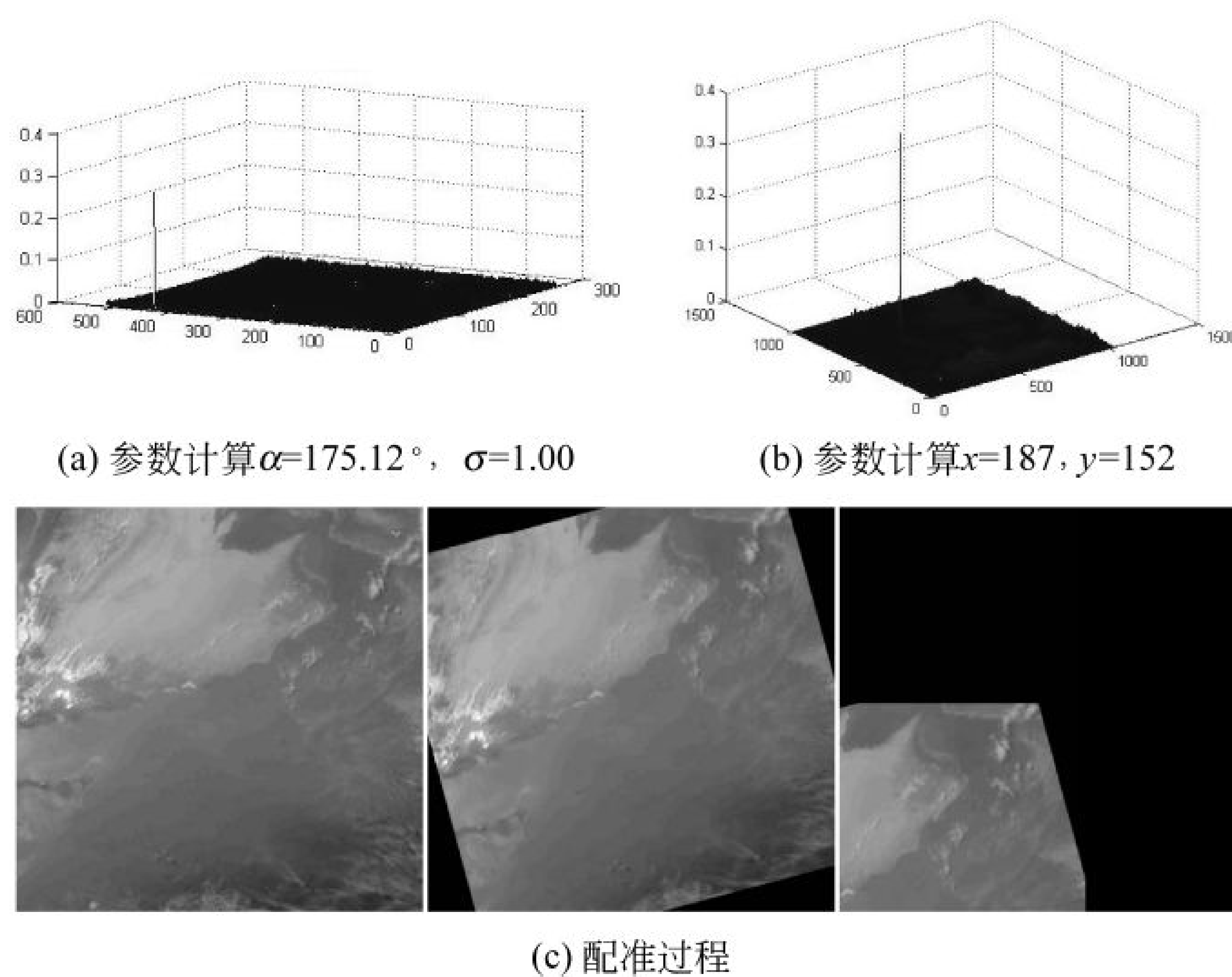
(a) 参考图灰度图 (b) 待配准图灰度图

(c) 参考图边缘图 (d) 待配准图边缘图

图 5-12 遥感图像边缘检测结果

2）基于 FMT 的图像配准

获得参考图和待配准图的边缘之后，运用 FMT 方法进行配准实验。先计算其旋转与缩放参数，得到旋转角度为 175.12°，缩放参数为 1.00；如图 5-13(a)所示。然后计算其平移参数，得到平移结果为：$x=187$，$y=152$，如图 5-13(b)所示。



(a) 参数计算α=175.12°，σ=1.00 (b) 参数计算x=187，y=152

(c) 配准过程

图 5-13 基于边缘的遥感图像配准结果

2. 方法分析

基于边缘的图像配准,其本质上是在图像配准前进行边缘检测,仅仅利用边缘信息而不是灰度信息进行配准。配准后续过程可以沿用标准的傅里叶——梅林变换方法。然而边缘图像的配准与源图像(灰度图像)配准相比具有显著的特点,下面将进行简要的分析。

1) 计算复杂度降低

由于边缘图像是黑白图像,其值是 0 或 1,只占一个二进制位,而普通的灰度图像往往是 8 位、16 位乃至更多,因此边缘图像配准的计算量较低,许多浮点计算过程可以简化为逻辑运算,配准过程计算复杂度也大幅降低。

2) 抗干扰性提高

由于边缘图像是黑白图像,而且边缘检测过程往往需要进行滤波操作,图像的高斯噪声和椒盐噪声受到明显的抑制,因此此类配准方法具有较强的抗干扰性。

5.2 基于特征点的遥感图像配准方法

在不同时空条件、不同波段或不同传感器获得的气象遥感图像,其灰度差异性较大,因此,基于灰度的配准方法难以取得很好的配准效果。而基于特征的配准方法对灰度变化有较好的适应能力,所以适用于不同来源的气象遥感图像之间的配准。

基于图像特征点的配准方法的基本思路是:先对图像进行预处理以便特征点的提取,然后通过搜索对比方法确定特征点的配对关系。由于角点、拐点等的信息含量高、数量相对较少且具有局部不变等特点,在基于特征的匹配方法中有广泛应用。如何确定图像特征点间的匹配关系一直是研究的热点问题。

由于 Harris 算法(也称 Harris 角点算法)、SIFT(Scale Invariant Feature Transform)算法和 SURF(Speeded Up Robust Feature)算法理论上较完备,且性能突出、应用广泛,因此本节主要对这三种算法进行研究。下面简要介绍上述三种算法的原理和特点。

5.2.1 基于 SIFT 的配准方法

1999 年,David Lowe 提出了 SIFT 算法,该方法构造了一种对位置变化、旋转变换和尺度变化具有不变性的特征描述子。SIFT 特征依赖于图像的局部信息,对平移、旋转和缩放等几何变换具有不变性。SIFT 特征点检测易于实现,特征点的描述子维数高,信息量较大,适用于对配准精度有较高要求自动图像配准。SIFT 算法具有如下特点:

(1) SIFT 特征是旋转、缩放和平移变化的不变量,它对仿射变换、噪声干扰和拍摄设备的参数变化也具有较高的稳定性;

(2) SIFT 描述子维数高,信息量大,区分度高,适合于在海量特征数据库中实现高效而精准的配准;

(3) SIFT 特征具有丰富性,任意图像均能检测出大量的特征向量;

(4) SIFT 算法计算速度快,经过适当改进甚至可以满足实时性的需求;

(5) SIFT 算法易于扩展。该方法可以增加特征点排序或特征点匹配对过滤方法,增强其可靠性。下面详细介绍 SIFT 的算法的基本原理和步骤。

1. 构建 DOG 尺度空间

尺度空间理论最早在计算机视觉领域提出，反映了图像数据的多尺度特征。二维图像的尺度空间可以定义为：

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)\otimes I(x,y) \tag{5-26}$$

其中，$G(x,y,\sigma)$是尺度变化的高斯函数，定义为：

$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\mathrm{e}^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \tag{5-27}$$

其中，(x,y)表示像素的空间坐标，σ是尺度因子，取值的大小表征图像被平滑程度的高低。取值较大时，平滑图像只具备原始图像的概貌，取值较小时，平滑图像保留了许多图像细节。为了保证特征点的稳定性，需要在高斯差分(Difference of Gaussian，DOG)尺度空间中进行检测，DOG 空间的定义为：

$$\begin{aligned}D(x,y,\sigma)&=(G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma))\otimes I(x,y)\\&=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma)\end{aligned} \tag{5-28}$$

高斯差分函数具有如下特点：

(1) 计算效率高；

(2) 可作为尺度归一化的拉普拉斯高斯函数 $\sigma^2\nabla^2G$ 的一种近似。

Lindeberg 于 1994 年提出了 DoG 算子(Difference of Gaussian)，即高斯差分函数算子。该算子与尺度归一化 $\sigma^2\nabla^2G$ 算子十分相似，两种算子的曲线如图 5-14 所示。另外，在 2002 年 Mikolajczyk 研究发现：同其他的特征提取函数相比，通过进行 $\sigma^2\nabla^2G$ 的极值检验，获得的图像特征更加稳定。

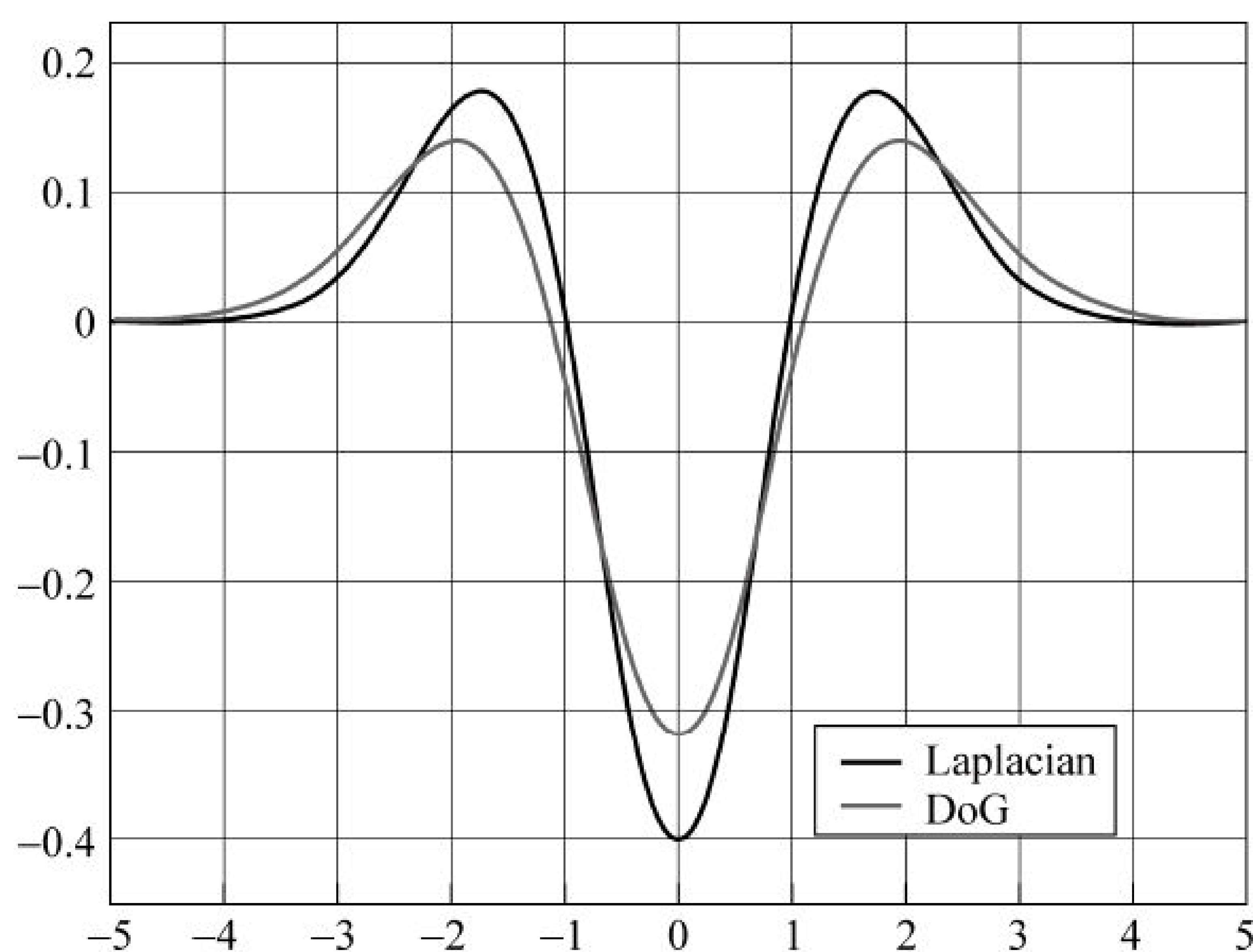


图 5-14 LOG 和 DOG 函数对比

下面推导 $D(x,y,\sigma)$和 $\sigma^2\nabla^2G$ 的关系，

$$\frac{\partial G}{\partial\sigma}=\sigma\nabla^2G \tag{5-29}$$

上式的微分计算可以用差分来近似，如是有：

$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)}{k\sigma - \sigma} \tag{5-30}$$

进一步得到两者的关系表示为：

$$G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma) \approx (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \tag{5-31}$$

其中 $k-1$ 为常数。

如图 5-15 所示，反映了高斯差分图像的构建方法和过程。

（1）表示高斯图像的尺度空间，高斯图像是原始图像与不同尺度的高斯核卷积的结果，第二层的首幅图像由第一层首幅图像通过 2 倍降采样获得；

（2）表示高斯差分图像尺度空间，通过(1)中相邻高斯图像进行差分运算获得。

2. 特征点检测

由于 DOG 是归一化 LOG 函数的近似表示，因此特征点的检测可以通过搜索 DOG 尺度空间极值点来实现。如图 5-16 所示，每个候选特征点必须与其位置上、尺度上的 26 个相邻点进行比较，若该点是几何域和尺度域上的极大值或极小值点，则确定该点为 SIFT 特征点。

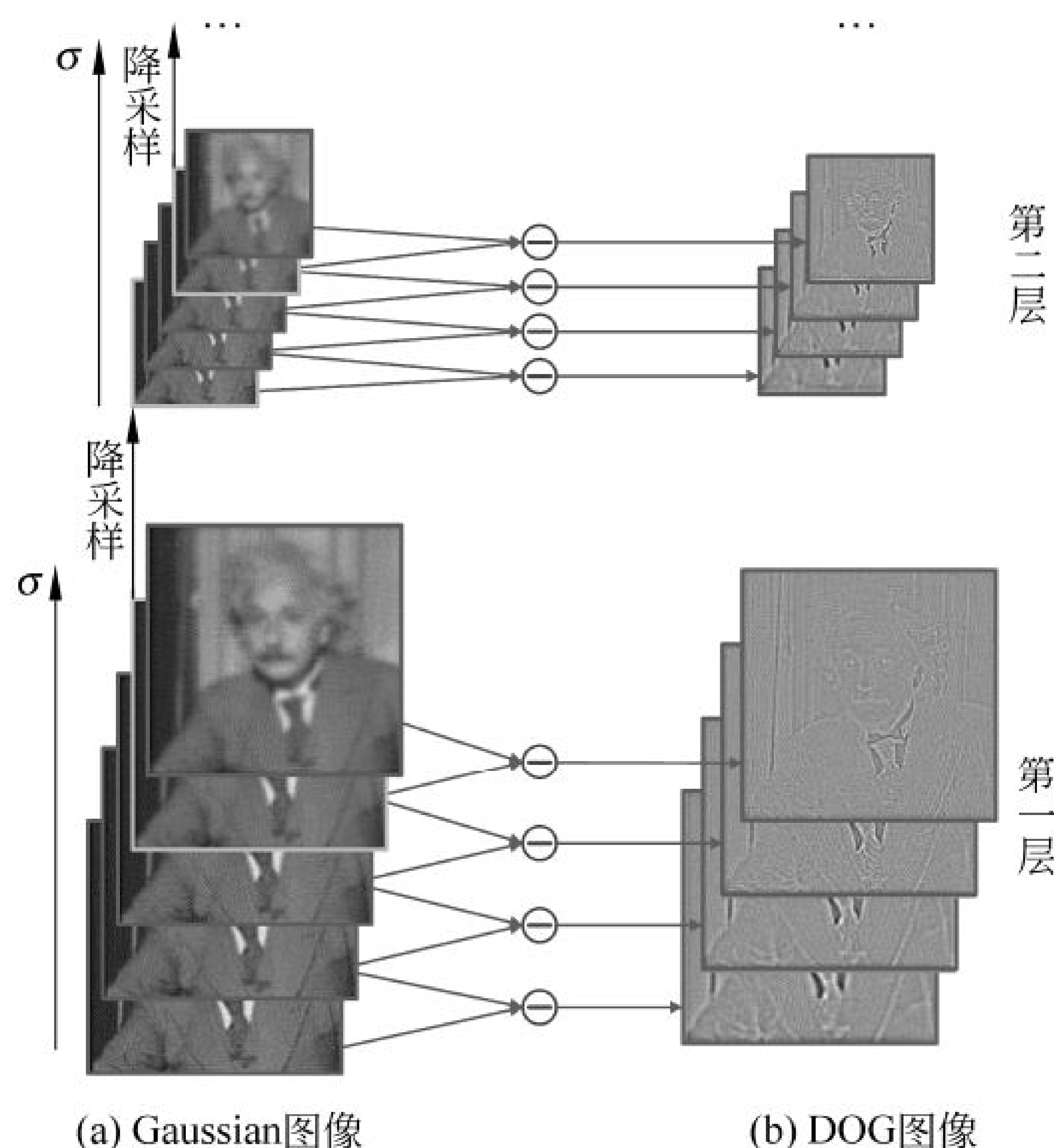


图 5-15　DOG 尺度空间图像的生成

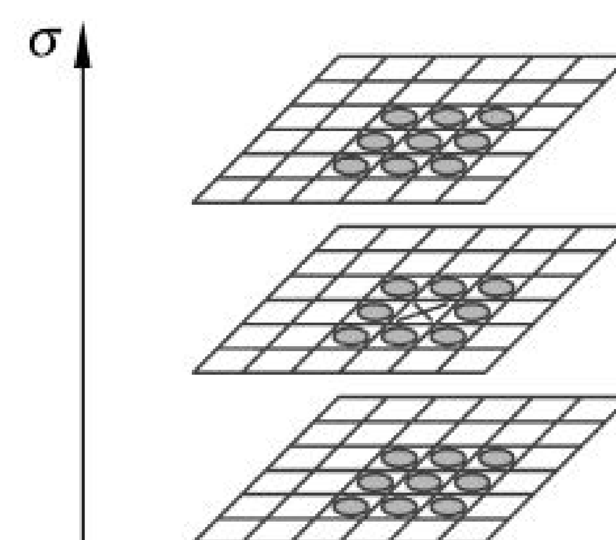


图 5-16　DOG 尺度空间局部极值检测

3. 特征点方向计算

特征点方向对于特征点描述子生成具有重要意义，为使描述子具有旋转不变性，必须要计算出确切的特征点方向。SIFT 算法利用图像的局部灰度特征计算特征点方向。像素 (x,y) 的梯度模值和方向定义为：

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \tag{5-32}$$

$$\theta(x,y) = \arctan \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \tag{5-33}$$

其中 L 为每个特征点所对应的尺度值。

如图 5-17 所示，显示了特征点方向的计算方法。在以特征点为中心，建立 8×8 的窗口，该窗口中每个像素都有一个梯度方向向量。用参数 σ 等于 1.5 倍尺度的高斯权重窗对梯度方向进行加权计算，权值的设定遵循中心处较大、边缘处较小的原则。采用直方图统计邻域窗口中像素的梯度方向，取值范围为[0～360°]。

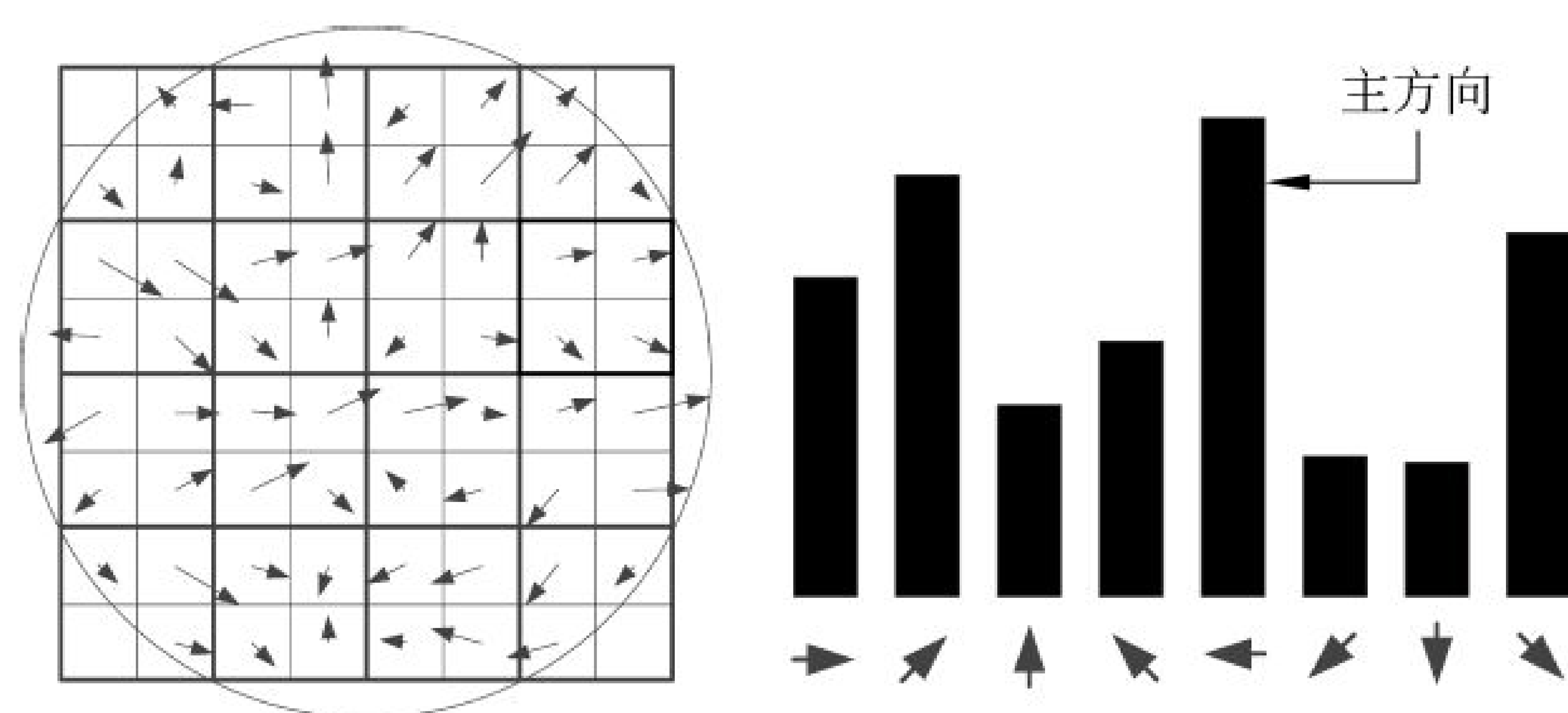


图 5-17　SIFT 主方向确定

为了简化计算，需要对梯度方向取值进行离散化处理，如图 5-17 所示，将每 45°映射为一个离散方向，共分为 8 个方向。直方图具有峰值，将峰值所在的方向确定为该特征点的主方向。

为了增强算法的稳定性，还可以为特征点确定一个辅方向，辅方向的统计值要求不小于主方向统计值的 80%。这种方法将导致同一特征点会有不同的描述子，这在一定程度上增加特征点配准的难度，但可以显著提高特征点配准的稳定性。

4. 生成特征点描述子

经过以上的两个过程，每个特征点都获得了几何位置、所处尺度和方向等信息。在此基础上，可以构造特征点的描述子(描述符)；该描述子应具有一定的稳定性，它不会随光照变化和视角参数变化而改变。另外特征描述子最好具有高度的可区分性，唯有此方能保证特征点的准确匹配，如图 5-18 所示，显示了特征点描述子的构建原理。

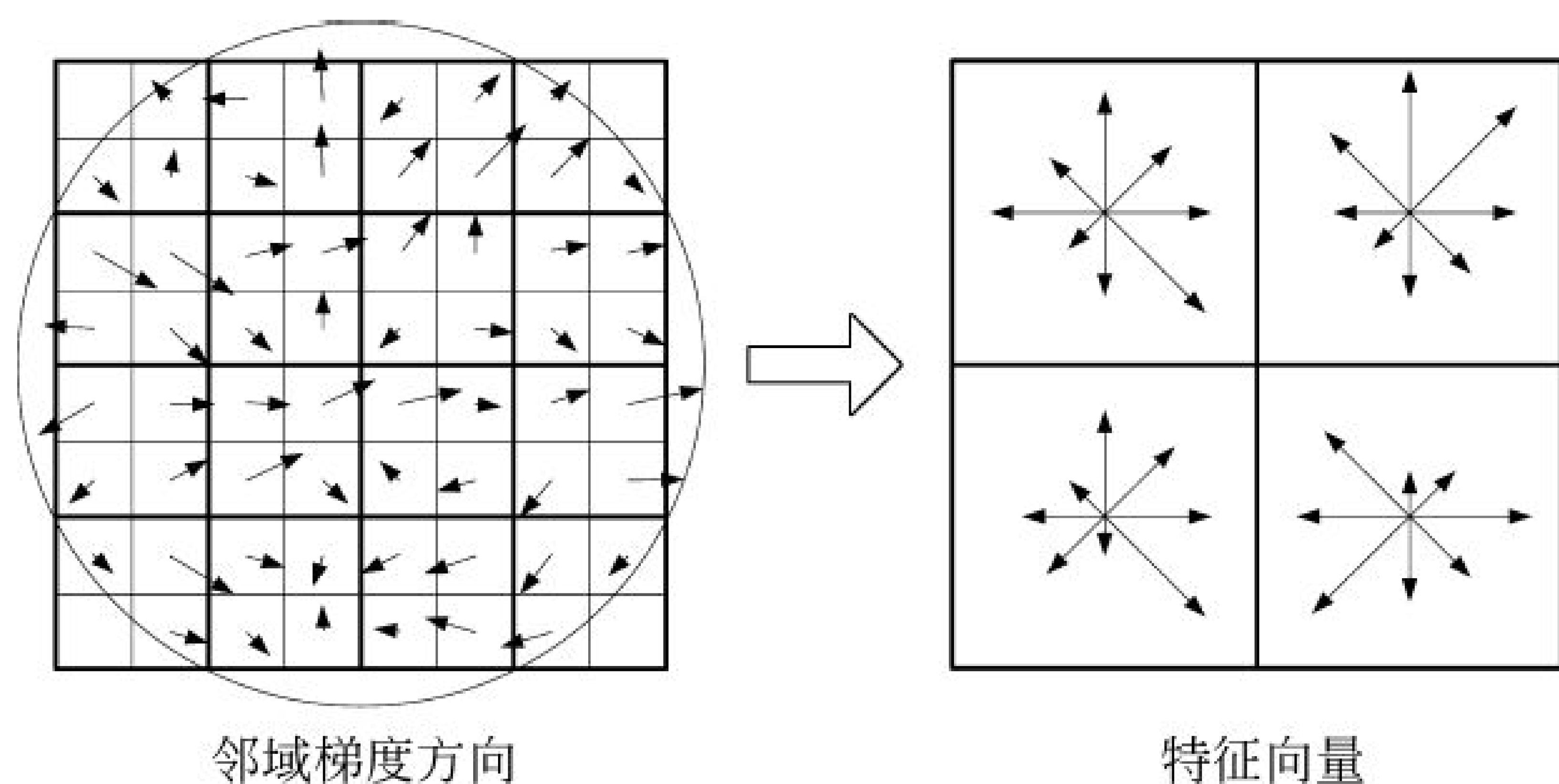


图 5-18　特征点描述子的生成原理

为确保旋转不变性，先将坐标轴旋转使之与特征点的主方向重合。接着以特征点为中心取 8×8 的窗口。如图 5-18 所示，左边部分的每个小格内的箭头表示该邻域点的梯度向量，箭头方向代表梯度方向，长度代表梯度幅值；右边部分表示了生成的描述子，具体构造方

法是：将左图中的 8×8 窗口划分成 4×4 的子窗口，在子窗口内利用梯度直方图统计每个梯度方向的梯度幅值累加值，即可得到一个种子点。该特征点就可以通过这 4 个具有 8 个方向信息的种子点来描述。

实际应用中，Lowe[8] 为了确保算法的稳定性，将种子点的数量增加为 16 个，这样特征点的描述子就是一个维度为 128 的特征向量。该向量对于图像的平移、旋转和尺度变换具有不变性。对该特征向量进行归一化处理后，还可能能消除其他因素的影响。

SIFT 描述子特征向量生成后，可以计算特征点描述子向量的欧式距离，通过距离大小可以判定特征点的相似程度。

5.2.2 SURF 配准算法

加速鲁棒特征(Speeded Up Robust Feature，SURF)算法是继 SIFT 算法后的一种图像不变特征检测算法，具有同 SIFT 类似原理和流程，但每个过程中采用的运算方法与 SIFT 并不相同。SURF 算法除了具有 SIFT 算法稳定高效的特点外，还大幅降低了计算的复杂度，提高了特征检测和匹配的实时性。

SURF 算法可以分为三个步骤：

(1) 在图像中的特殊位置选择“兴趣点”。兴趣点检测子最重要的特性是可重复性。重复性是一个检测子在不同可视条件下寻找同一个物理兴趣点的可靠性的表示。

(2) 每个兴趣点用一个特征向量表示，称为描述子。这种描述子在相同时间对噪声、位移及几何和光学上的形变具有很好的鲁棒性。描述子的维度对算法的计算时间有影响，所以降低描述子的维度才能得到更快的配准速度。然而，总体来说，低维度特征向量比高维度特征向量的区分度要差。

(3) 对不同图像的描述子进行向量配准。进行配准时一般利用矢量间的距离，例如马氏距离或欧氏距离。

相比于 SIFT 算法，SURF 具有的检测子和描述子不仅速度更快，而且它的可重复性更高，区分度更明显。

1. 检测特征点

$X=(x,y)^{\mathrm{T}}$ 位置的积分图像 $I_{\sum}(X)$ 包括了输入图像 I 从原点到点 (x,y) 的所有像素之和。

$$I_{\sum}(X)=\sum_{i=0}^{i\leqslant x}\sum_{j=0}^{j\leqslant y}I(i,j) \tag{5-34}$$

可通过卷积的箱式过滤器快速计算。一旦积分图像被计算，需要额外计算垂直强度以及矩形区域，如图 5-19 所示。因此，计算时间是由它的大小所决定的。

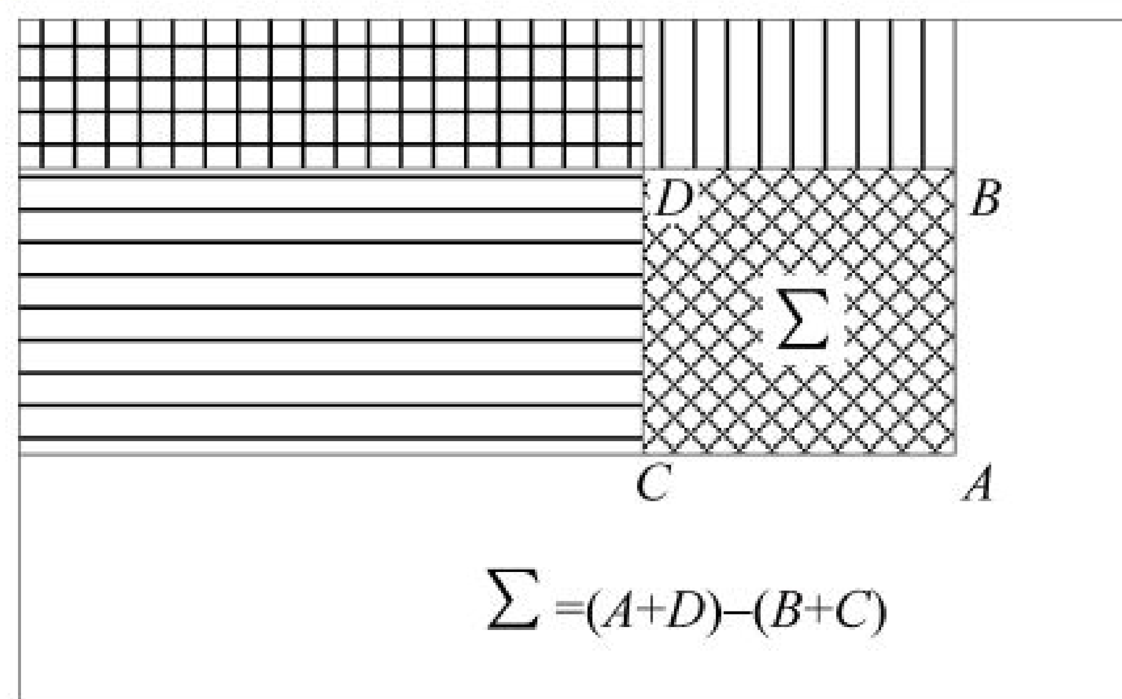


图 5-19　积分图像

特征点的检测方法仍然以尺度空间理论为基础。给定一个点 $\hat{x}=(x,y)$，其 Hessian 矩阵定义为：

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx}(\hat{x},\sigma) & L_{xy}(\hat{x},\sigma) \\ L_{xy}(\hat{x},\sigma) & L_{yy}(\hat{x},\sigma) \end{bmatrix} \tag{5-35}$$

其中，L_{xx} 是高斯函数二阶导数同 $I=(x,y)$ 卷积的结果，L_{xy} 和 L_{yy} 的含义以此类推。高斯函数 $g(\hat{x},\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$。

实际应用中，使用如图 5-19 所示的方框滤波模板来替代高斯滤波，通过改进滤波方框的尺寸可以得到不同尺度的图像金字塔，如图 5-20 所示的是 9×9 的模板。利用积分图像可以很快计算出 D_{xx}、D_{xy} 和 D_{yy}，从而可以得到 Hessian 矩阵的 Δ 表达式：

$$\Delta(H) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \tag{5-36}$$

Δ 值大于某预设定阈值 λ_0 时，方可认为特征点被检出。

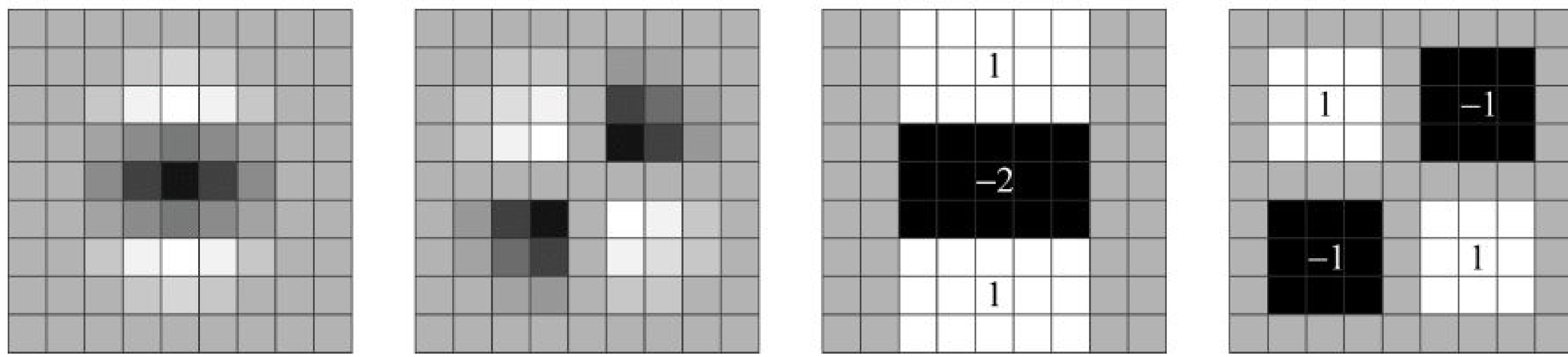


图 5-20　9×9 方框滤波模板

通过改变滤波模板的大小来生成不同尺度的图像，$N\times N$ 的滤波模板对应尺度为 $\sigma=1.2\cdot N/9$。尺度空间极值检测的方法与 SIFT 类似，确定极值点后通过插值的方法，得出特征点的准确位置。

2. 确定主方向

为了确保 SURF 算法具有旋转不变性，必须准确计算特征点的主方向。对于某特征点，在以该点为中心，以 6 倍尺度(6s)为半径的圆形邻域内，分别计算水平和垂直方向 Harr 小波的响应。小波的尺寸为 4s，响应值需要以特征点为中心进行高斯加权($\sigma=2s$)；然后利用一个 60°的扇形模板分别计算水平和垂直方向的响应累加值，得到一个方向矢量，最大矢量方向即为此特征点的主方向。确定主方向方法如图 5-21 所示。

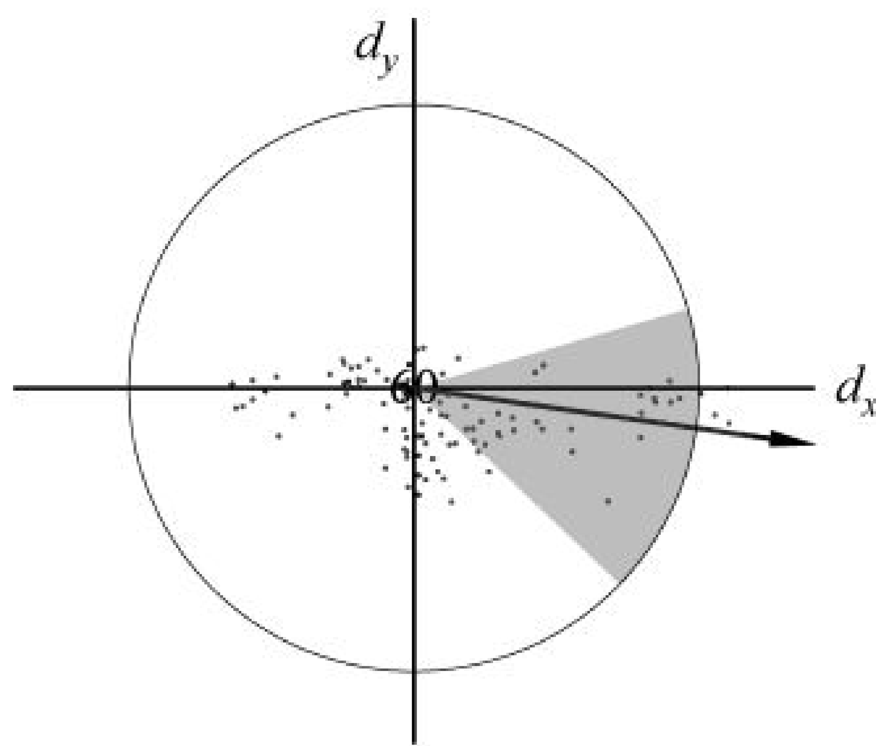
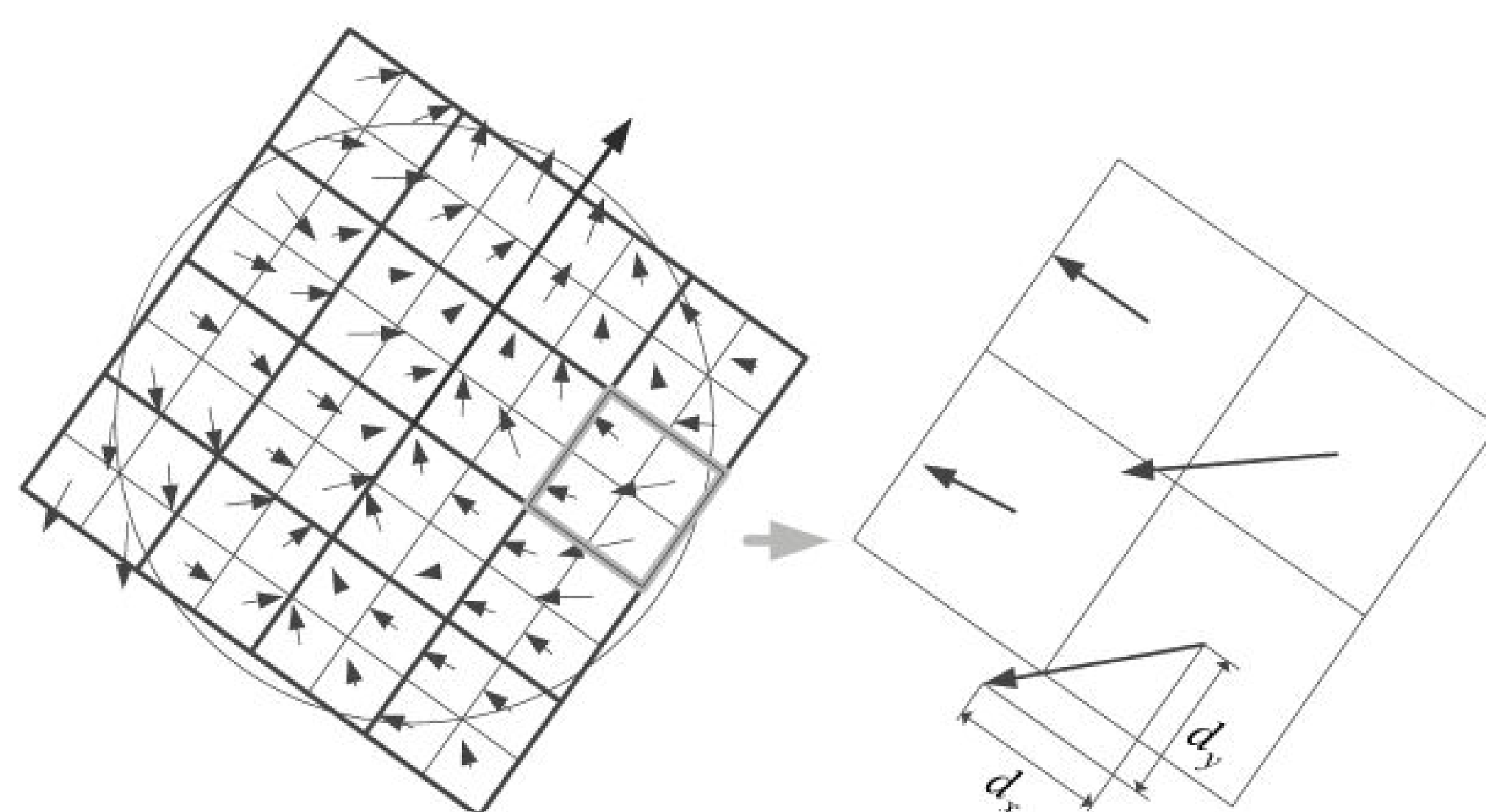


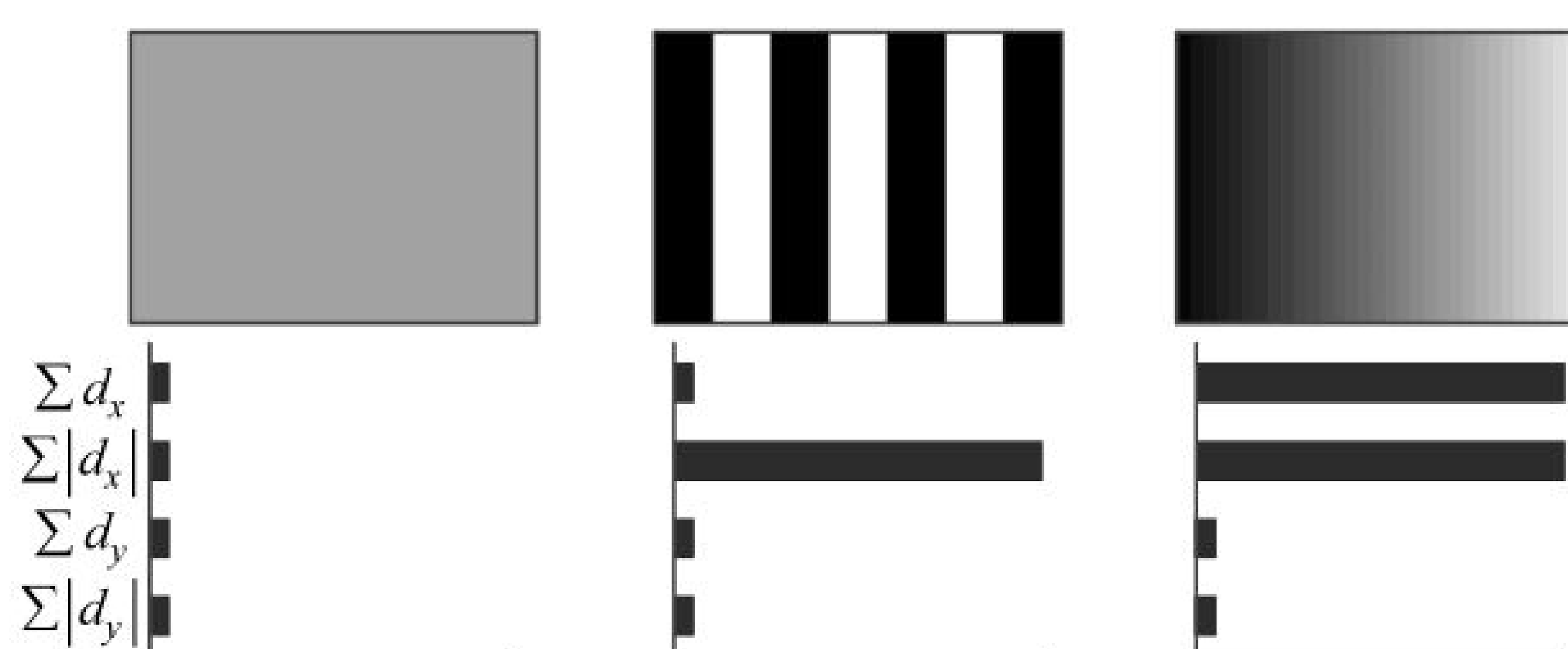
图 5-21　SURF 主方向搜索

3. 生成描述子

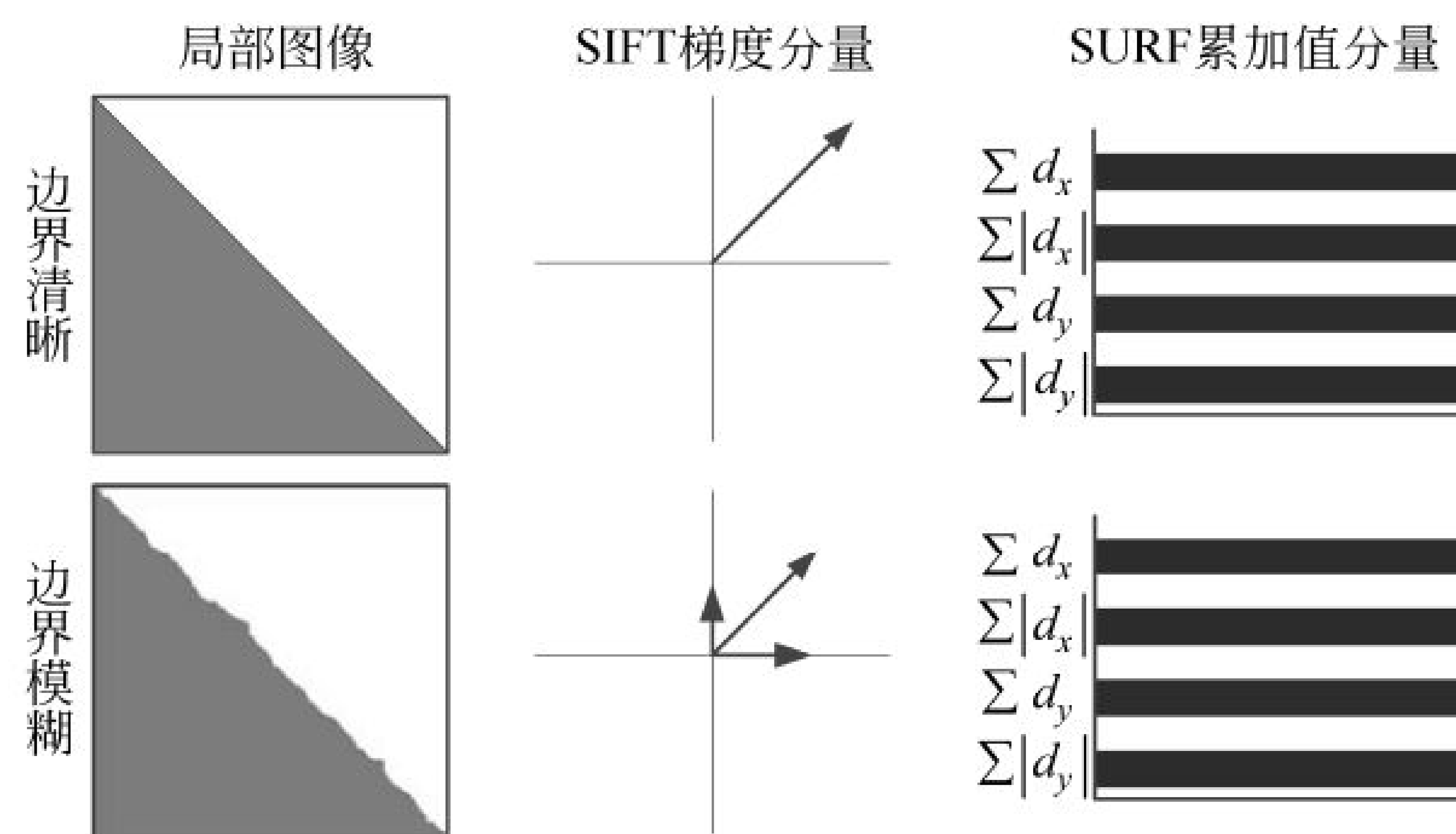
在计算出特征点主方向的基础上，可以生成特征点描述子。先以特征点为原点，旋转坐标轴(X-Y)使之 X 轴与主方向重合，然后构造一个 20s×20s 的正方形窗口。将此窗口分割成 4×4 共 16 子窗口，在每个子窗口内，计算 5s×5s 范围内的 Haar 小波响应。如图 5-22(a)所示并进一步计算响应值在水平和垂直方向的累加值 $\sum d_x$ 和 $\sum d_y$，以及相应的绝对值累加值 $\sum|d_x|$ 和 $\sum|d_y|$，形成一个 4 维分量 $V_{\text{sub}} = \left(\sum d_x, \sum|d_x|, \sum d_y, \sum|d_y|\right)$，如图 5-22(b)、(c)所示。因此，每个特征点都可以用 64 维的特征向量描述。



(a) 生成描述子



(b) 描述子示意



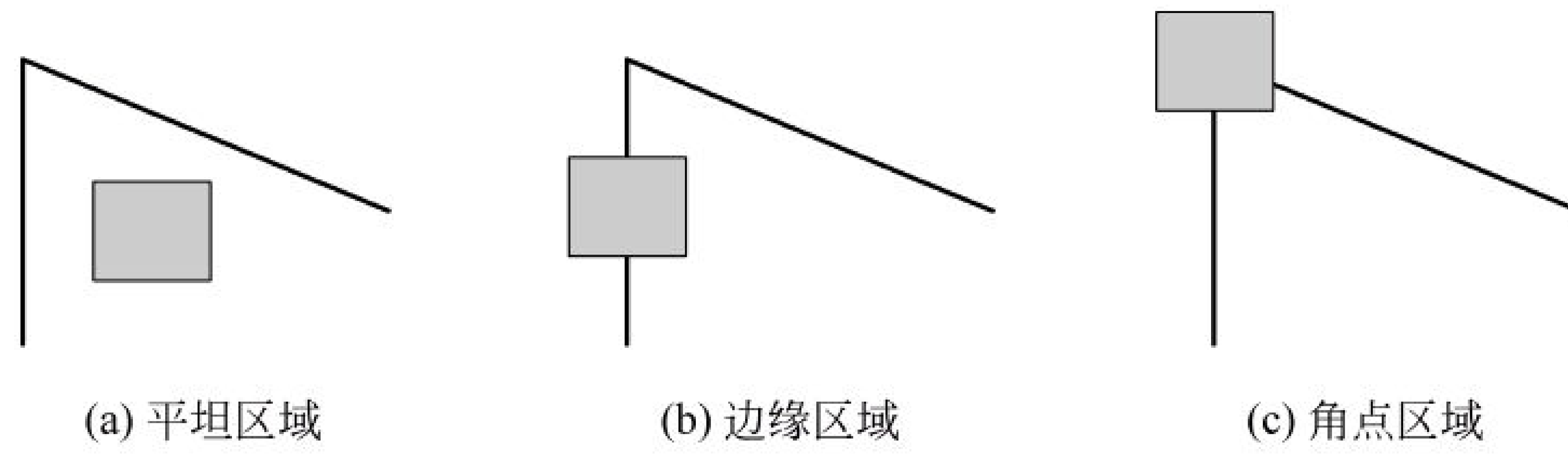
(c) 描述子示意

图 5-22　SURF 特征描述子

5.2.3　Harris 配准算法

Harris 算子是 Harris 和 Stephens 提出的一种角点检测算子[9]，它是基于图像局部自相关函数分析的算法。Harris 角点检测算法主要思想是：采用局部观察窗口来检测图像中的角点，小幅移动观察窗口，计算该窗口的平均能量，当能量值超过预设阈值时，窗口的中心像素点即为所求特征点。当观察窗口在图像中移动时，会处于三种不同区域，如图 5-23 所示，由分析可知：

（1）当局部图像观察窗口处于灰度变化平缓区域时，观察窗口沿任何方向作小幅度位



(a) 平坦区域　　(b) 边缘区域　　(c) 角点区域

图 5-23　Harris 角点检测原理图

移，图像灰度变化都不大，其局部自相关函数很平坦；此时窗口中心像素不可能为角点。

(2) 当局部图像观察窗口处于图像边缘区域时，沿边缘方向作小幅度移动时灰度变化微小，若沿垂直边缘方向作小幅度位移时灰度变化明显。因此，当出现灰度变化量在某个方向上很小，而其他方向很大时，则窗口中心点可以认定为边缘点。

(3) 当局部图像窗口位于角点区域，不管观察窗口向哪个方向变动灰度变化均很显著；因此当检测函数呈现上述现象时，即可以认定其位于角点区域，或称窗口中心点为角点。

对于任一幅图像中某像素点(x,y)在局部偏移(u,v)下的局部自相关函数，即亮度变化量$E(u,v)$定义为：

$$E(u,v)=\sum_{x,y}w(x,y)\left[I(x+u,y+v)-I(x,y)\right]^2 \tag{5-37}$$

其中，$I(x,y)$表示图像灰度函数，$[I(x+u,y+v)-I(x,y)]$为图像灰度的梯度值，窗函数$w(x,y)$表示各点的权值，通常有二值函数和 Gauss 函数两种形式。二值窗函数定义为：

$$w(x,y)=\begin{cases}1 & (x,y)\in\Omega\\ 0 & (x,y)\notin\Omega\end{cases} \tag{5-38}$$

其中，Ω 为该窗口函数的定义域。

二维 Gauss 窗函数定义为：

$$w(x,y)=\exp\left[-(x^2+y^2)/2\sigma^2\right] \tag{5-39}$$

其中，σ 为 Gauss 函数的方差。

当局部偏移(u,v)很小的情况下，可将$I(x+u,y+v)$关于(x,y)的二阶 Talor 级数展开，忽略高阶项可以得到$E(u,v)$的近似表达式：

$$E(u,v)\cong\begin{bmatrix}u & v\end{bmatrix}M\begin{bmatrix}u\\ v\end{bmatrix} \tag{5-40}$$

M 是 2×2 的实对称矩阵，也称作自相关矩阵，其可表示成如下形式：

$$\boldsymbol{M}=\sum_{x,y}w(x,y)\begin{bmatrix}I_x^2 & I_xI_y\\ I_xI_y & I_y^2\end{bmatrix}=\mathrm{e}^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}\otimes\begin{bmatrix}I_x^2 & I_xI_y\\ I_xI_y & I_y^2\end{bmatrix} \tag{5-41}$$

其中，$\otimes$表示卷积，I_x 和 I_y 分别代表图像水平和垂直方向的梯度，高斯函数的方差 σ 是一个关键参数，理论和实验表明，它的最佳取值为 $\sigma=0.8\sim1.2$。

将 $\boldsymbol{M}$ 相似对角化处理后得：

$$\boldsymbol{M}\rightarrow R^{-1}\begin{bmatrix}\lambda_1 & 0\\ 0 & \lambda_2\end{bmatrix}R \tag{5-42}$$

其中，λ_1 和 λ_2 表示四元矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的特征值。每个像素对应着一个 $\boldsymbol{M}$。R 视为旋转因子，由特征值 λ_1 和 λ_2 来分析灰度变化量：当两个特征值均较小时可认定为灰度变化平缓区域；当两

个特征值出现一大一小时，可认定为图像边缘；当两个特征值均较大时，可认定为图像角点。角点判别条件定义为：

$$\begin{aligned} &\text{Cornerness} = \det M - k(\text{trace}M)^2 \\ &\det M = \lambda_1\lambda_2 \\ &\text{trace}M = \lambda_1 + \lambda_2 \end{aligned} \tag{5-43}$$

其中，det 和 trace 分别表示矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的行列式和迹。k 取值范围为 0.04～0.06。Cornerness 大于阈值，且在某邻域内取局部极值时，认定该点为 Harris 角点。

Harris 角点检测方法的基本流程如下：

(1) 分别计算水平和垂直方向上的梯度和两者的乘积，得到 M 中 4 个元素的值，其中 $I_x^2=I_x\times I_x$，$I_y^2=I_y\times I_y$，I_x、I_y 表示在 x，y 方向上的一阶导数。

(2) 用高斯零均值函数对图像进行滤波，得到新的 $\boldsymbol{M}$。

$$\text{Gauss} = \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{5-44}$$

(3) 针对原图像上每个像素点，计算其兴趣值 R。

$$R = \frac{I_x^2 I_y^2 - (I_x I_y)^2}{I_x^2 + I_y^2} \tag{5-45}$$

(4) 进行局部极值检测，确保所检测出的特征点均为兴趣值取局部范围极大值时所对应的像素点。

(5) 设定特征点阈值，将通过判决条件选为最终的特征点。

5.2.4　改进的基于 SIFT 的配准算法

SIFT 算法可能出现特征点错配的情况。为此，本节在引入特征点匹配对可靠度等概念的基础上，提出了基于 SIFT 的改进配准算法，并通过实验对改进方法的性能进行了验证。

1. 特征点错配

SIFT 特征点的匹配方法是：分别建立参考图像和待配准图像的特征点描述子集合；然后通过计算参考图和待配准图内特征点描述子的欧式距离来完成匹配。如图 5-24 所示，每个特征点描述子由 128 维向量构成，采用向量欧式距离衡量特征点的相似度，距离越小表示向量的相似度越高，反之则越低。

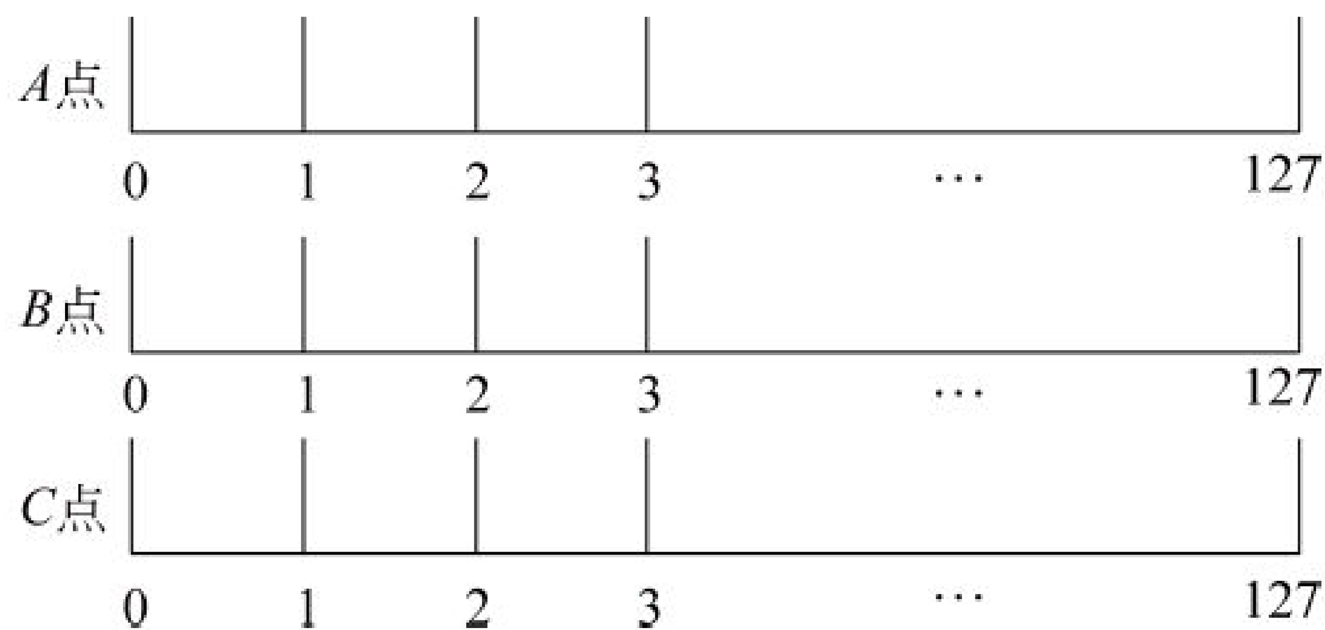


图 5-24　SIFT 特征点特征向量

假设参考图的特征点为 $P_i(i=1,2,\cdots,n)$，记其描述子为 D_i，待配准图特征点为 $P_j'(j=1,$

2,…,m),记其描述子为 D_j'

$$d_F(D_i - D'_j) < T_0 \tag{5-46}$$

其中,d_F 表示描述子的欧式距离,如果式(5-46)成立,则认为特征点匹配。

如图 5-25 所示,是两幅不同通道遥感图像的特征点匹配结果,左图共检出 1494 个特征点,右图共检出 1697 个特征点,其中匹配的特征点共 46 对,明显出现了至少 1 处错配的情形。

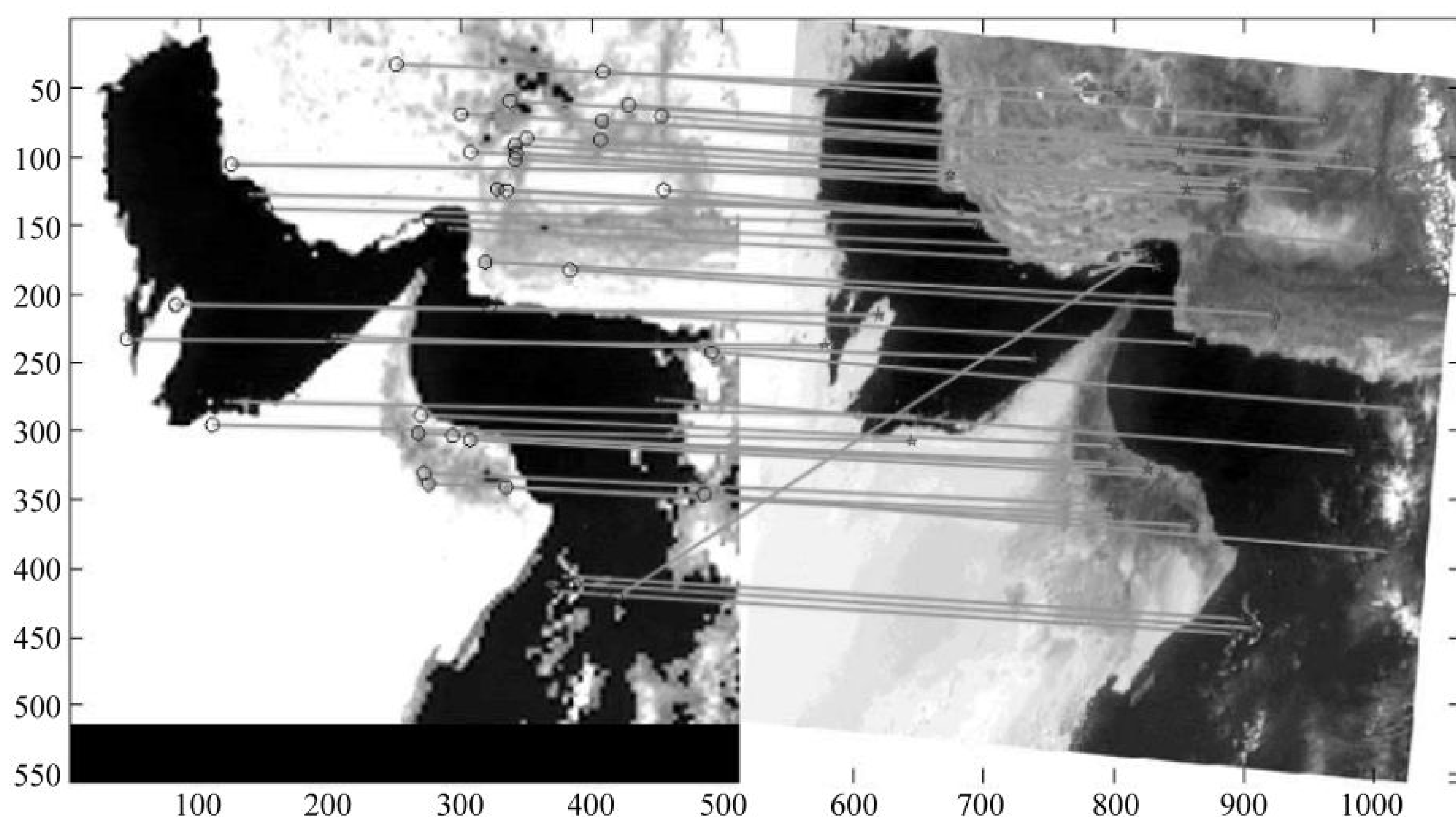


图 5-25　两幅不同通道遥感图像的特征点匹配结果

2. 改进基于 SIFT 的配准方法流程

基于 SIFT 的算法,主要包括特征点检测、特征点描述子生成、特征点匹配、特征匹配对过滤以及图像几何校正。

(1) 搜索尺度空间,检测位置上和尺度上的局部极值点。

(2) 对极值点进行精确定位,通过计算检测出特征点后,进一步确定特征点的位置参数和所处的尺度参数,并计算每个特征点的方向参数。

(3) 生成特征点描述子,基于特征点位置和方向,根据特征点邻域内像素点梯度信息,计算梯度方向直方图,生成 128 维描述子。

(4) 根据特征点描述子,利用 SIFT 特征点匹配算法,对特征点进行匹配操作,生成匹配对。

(5) 采用某种筛选方法对匹配对进行筛选。

(6) 确定几何变换参数,校正待配准图像。

改进的算法流程如图 5-26 所示。

3. 改进的匹配规则与流程

为了改进该规则,本节针对特征点匹配对引入二义度和可靠度的概念。

SIFT 算法中,对于参考图中某一特征点 P_i(其描述子记为 D_i),在待配准图中依次搜索其最近点 P'_{j0} 和次近点 P'_{j1},其描述子分别为 D_{j0} 和 D_{j1}。

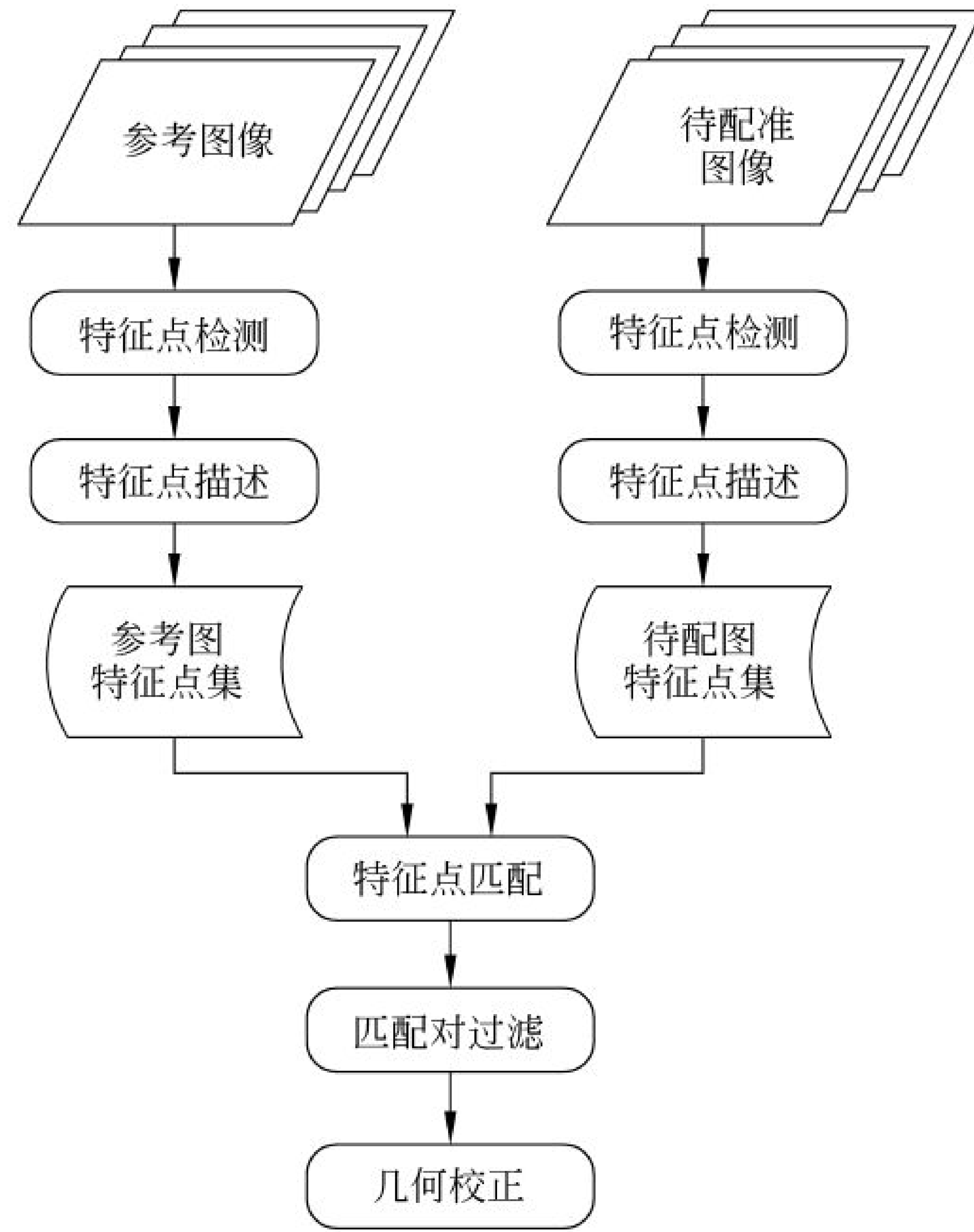


图 5-26　改进 SIFT 算法流程

定义匹配对的二义度和可靠度：

$$\text{Ambiguity} = \frac{d_F(D_i - D'_{j0})}{d_F(D_i - D'_{j1})} \tag{5-47}$$

$$\text{Reliability} = 1.0 - \text{Ambiguity} \tag{5-48}$$

其中，$\frac{d_F(D_i - D'_{j0})}{d_F(D_i - D'_{j1})}$表示特征点与最可能的匹配点和次可能的匹配点特征向量的欧氏距离的比值，该值不仅可以用来过滤特征点匹配对，将不可靠的特征点对筛选掉，而且未被筛选掉的（即被选中的）匹配对也可以凭此进行分级。

根据式(5-47)和式(5-48)的定义可知，如果可靠度越高，则意味着特征点的误匹配的概率就越低。

如图 5-27 所示，可靠度大于 0.9 的匹配对位于第一层，可靠度介于 0.8～0.9 之间的匹配对位于第二层，依此类推。可靠度小于 0.5 的匹配对，则直接判定其为误配，剔除之。

对于分层后的匹配对，可以逐层对待判定匹配对进行过滤筛选。下面介绍过滤的方法或原则。

假设$\{(P_k, P'_k) \mid k=1,\cdots,n\}$是所有可靠度 $R>0.9$ 的匹配对，直接认为其为正确可靠的匹配对，记为$(P_k, P'_k) \in M_R$，M_R 为可靠匹配对的集合，所有通过判定的匹配对都归入可靠集。

根据可靠集初始的 n 组匹配对，可以将距离比值常数 T_c 定义为：

$$T_c = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{l \neq k}^{n} \frac{\text{dis}(P'_k, P'_l)}{\text{dis}(P_k, P_l)} k, l = 1, \cdots, n \tag{5-49}$$

对于任意一个待判定的匹配点对(P_i, P'_i)，从此时的可靠集中随机选取 s 个匹配对，表示为

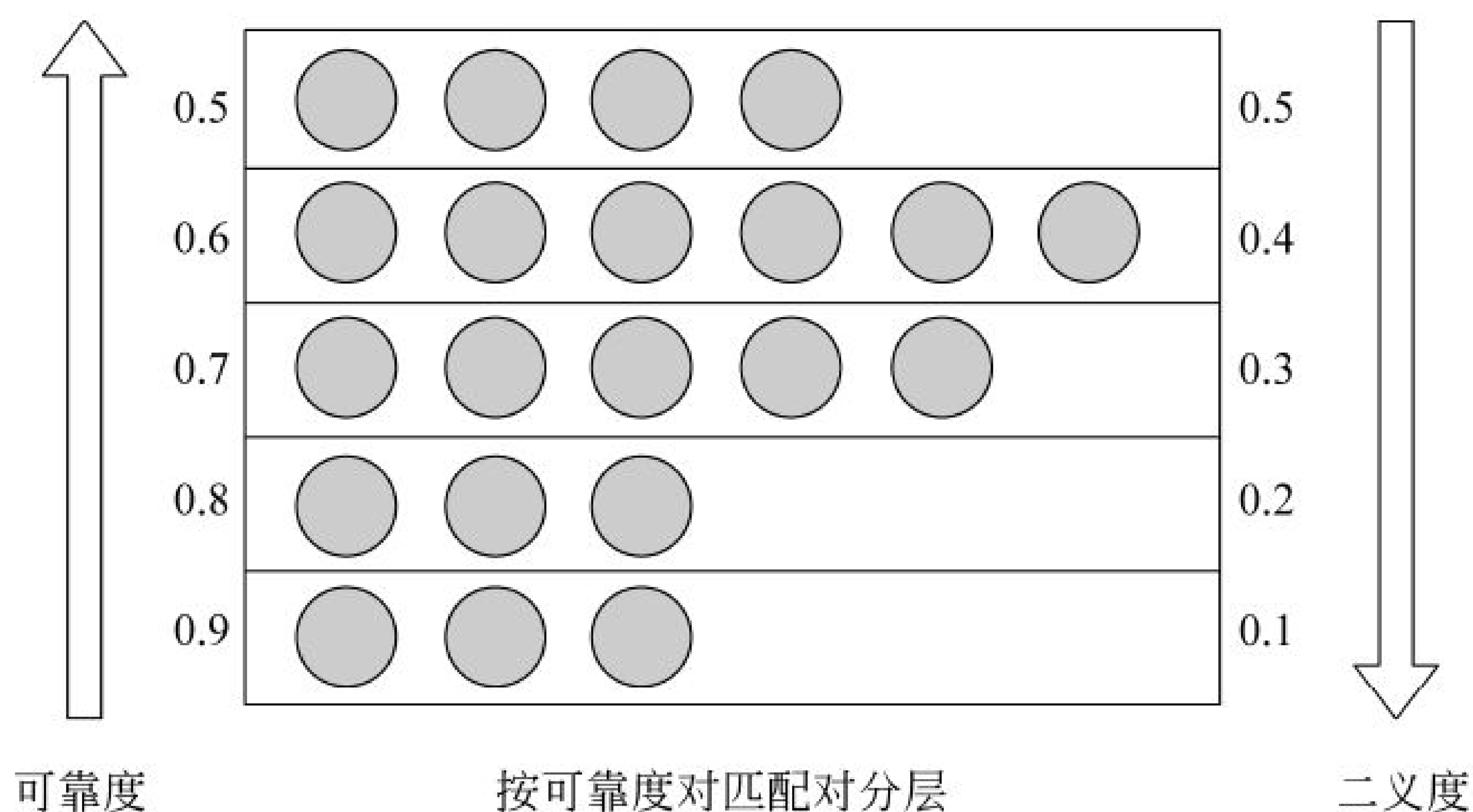


图 5-27 按可靠度进行"匹配对"分层

$(P_{t,r}, P'_{t,r})(r=1,\cdots,s)$。分别在两幅图像中计算各自特征点之间的距离，构造距离比值判别量：

$$A_i = \frac{1}{s}\sum_{r=1}^{s}\frac{\mathrm{dis}(P'_i, P'_{t,r})}{\mathrm{dis}(P_i, P_{t,r})}, r = 1,\cdots,s \tag{5-50}$$

判断某个待判定的匹配点对是否为可靠的依据是：

$$|A_i - T_c| < \Delta \tag{5-51}$$

其中，Δ 是一个趋近于零的微小正值，实验中取 0.001。

引入可靠度概念之后，需要对匹配流程作出相应的调整，经过调整后的流程如下：

(1) 初步匹配完成之后，对所有匹配对按可靠度大小分成若干层次。可靠度小于 0.5 的匹配对直接被剔除。

(2) 将处于可靠度最高层即第 1 层的匹配对纳入匹配对可靠集 M_R。按照式(5-49)计算距离比值常数 T_c。

(3) 按照式(5-51)逐层对匹配对进行判定，满足条件的加入到可靠集中，反之，则剔除。以此类推，直至所有匹配点过滤完毕。

(4) 输出所有可靠的匹配对。

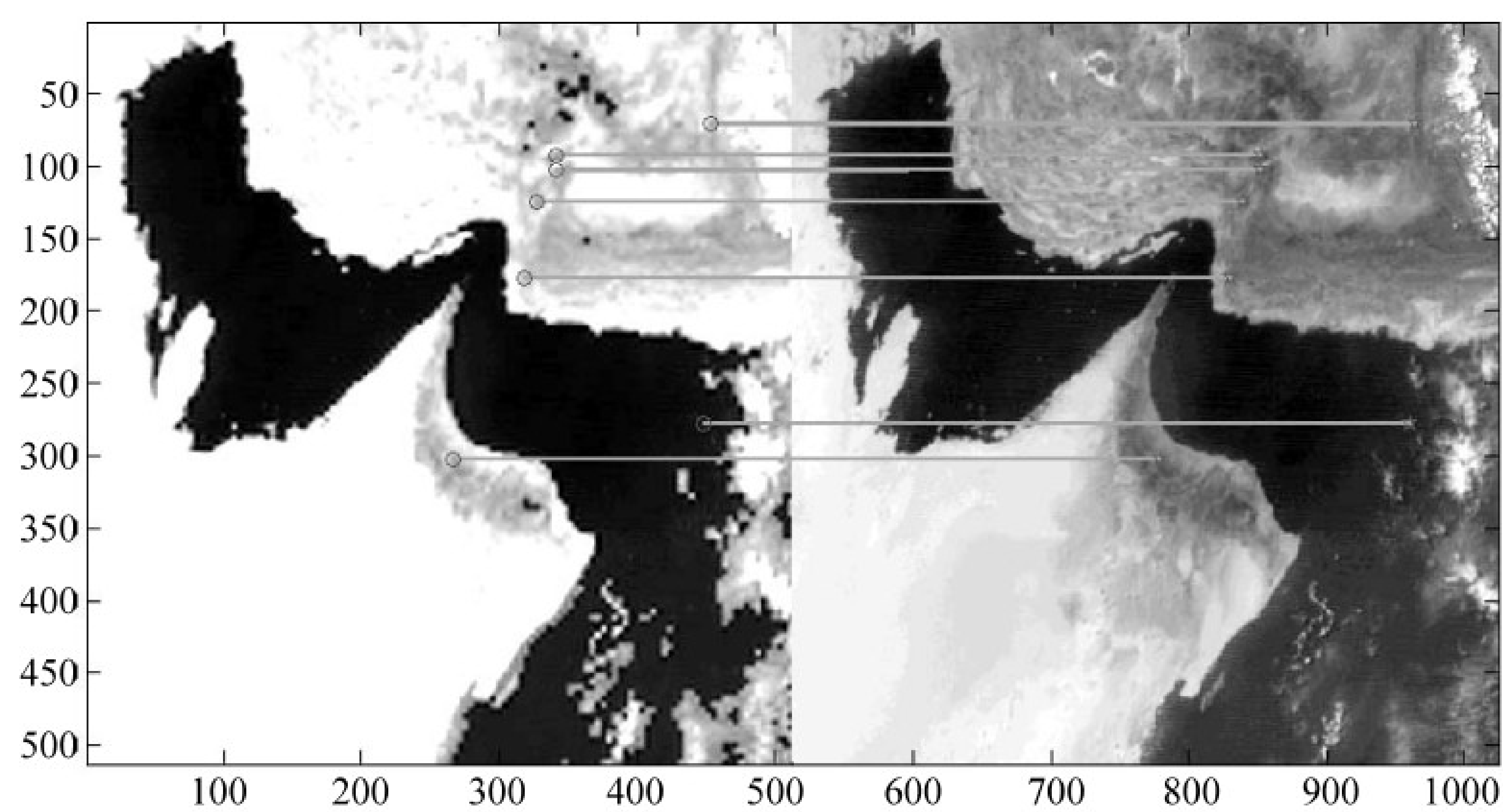
4. 实验结果与分析

采用改进算法流程，进行了配准实验，实验结果如图 5-28 所示，其中左为 IR4 通道图像，右为 IR2 通道图像，图中圆圈和五角星均为检测出的特征点。

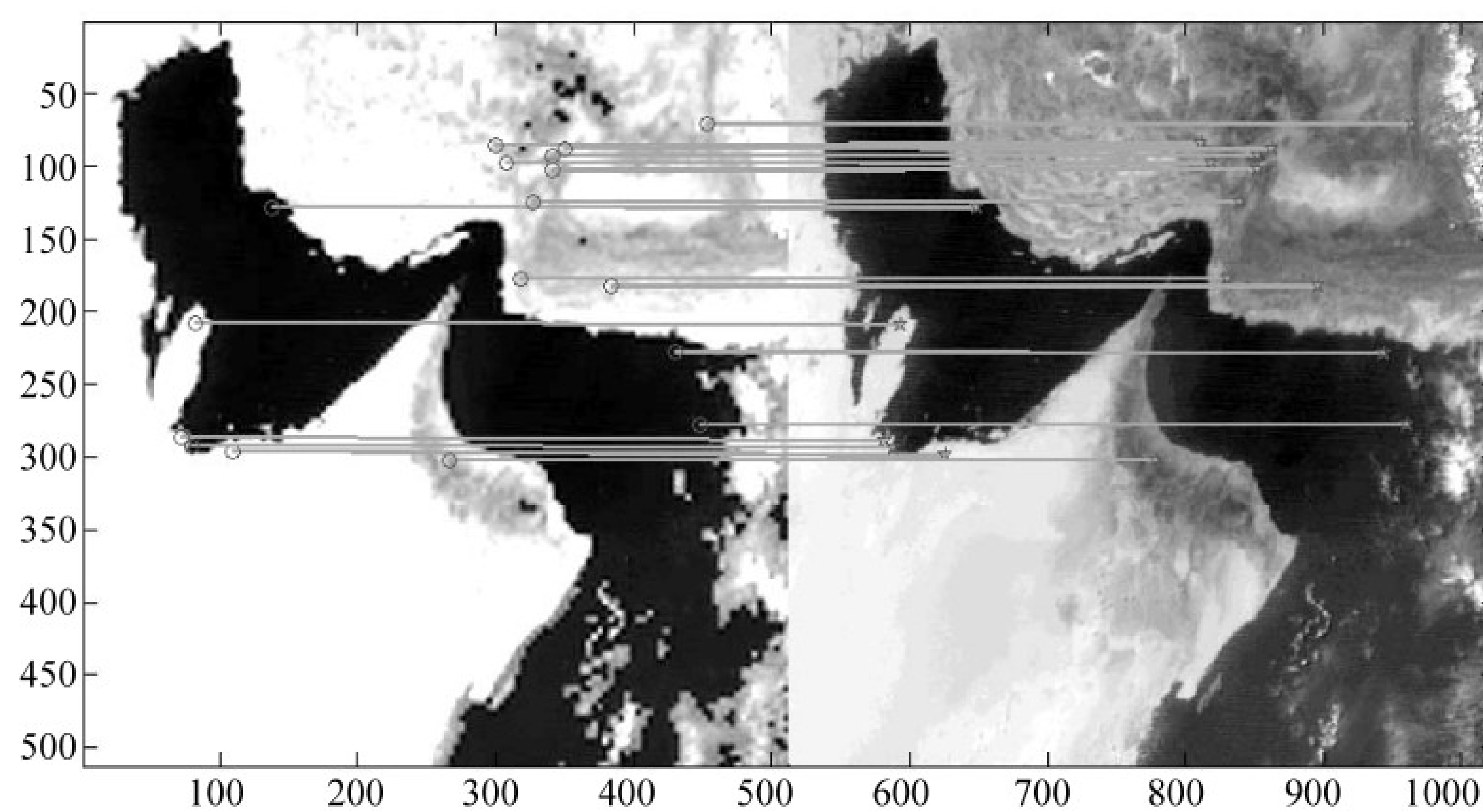
由结果可知，改进算法通过逐层对特征点匹配对进行可靠性检查，可以查出并滤除所有错配点对，提高了配准精度。

5.2.5 基于全局几何约束的筛选法则

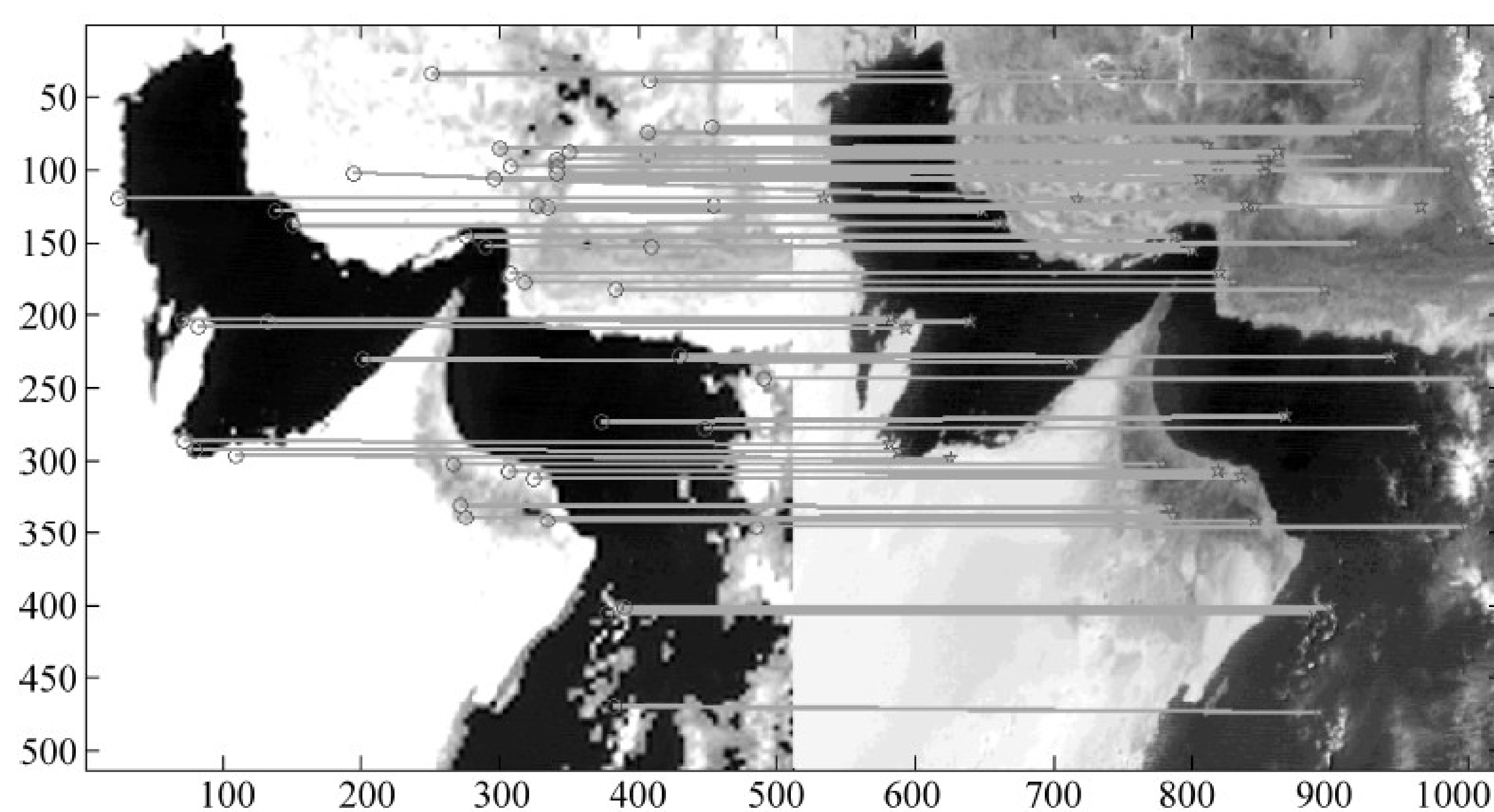
基于特征点的图像配准方法应用广泛，但不论是 Harris 算法，还是 SIFT 或 SURF 算法，其检测子和描述子均为图像局部性特征的反映。在特征点匹配过程中或完成后，无法进行合适的检验或评估。为此，本节提出了基于全局几何约束的筛选法则。该方法不局限于何种特征点检测子或描述子，甚至不限定何种特征点算法，既可以作为特征点匹配过程的附加匹配规则，也可作为匹配过程完成后检验与评估方法。



(a) 可靠度为0.9，匹配对8个



(b) 可靠度为0.8 匹配对18个



(c) 可靠度为0.7 匹配对49个

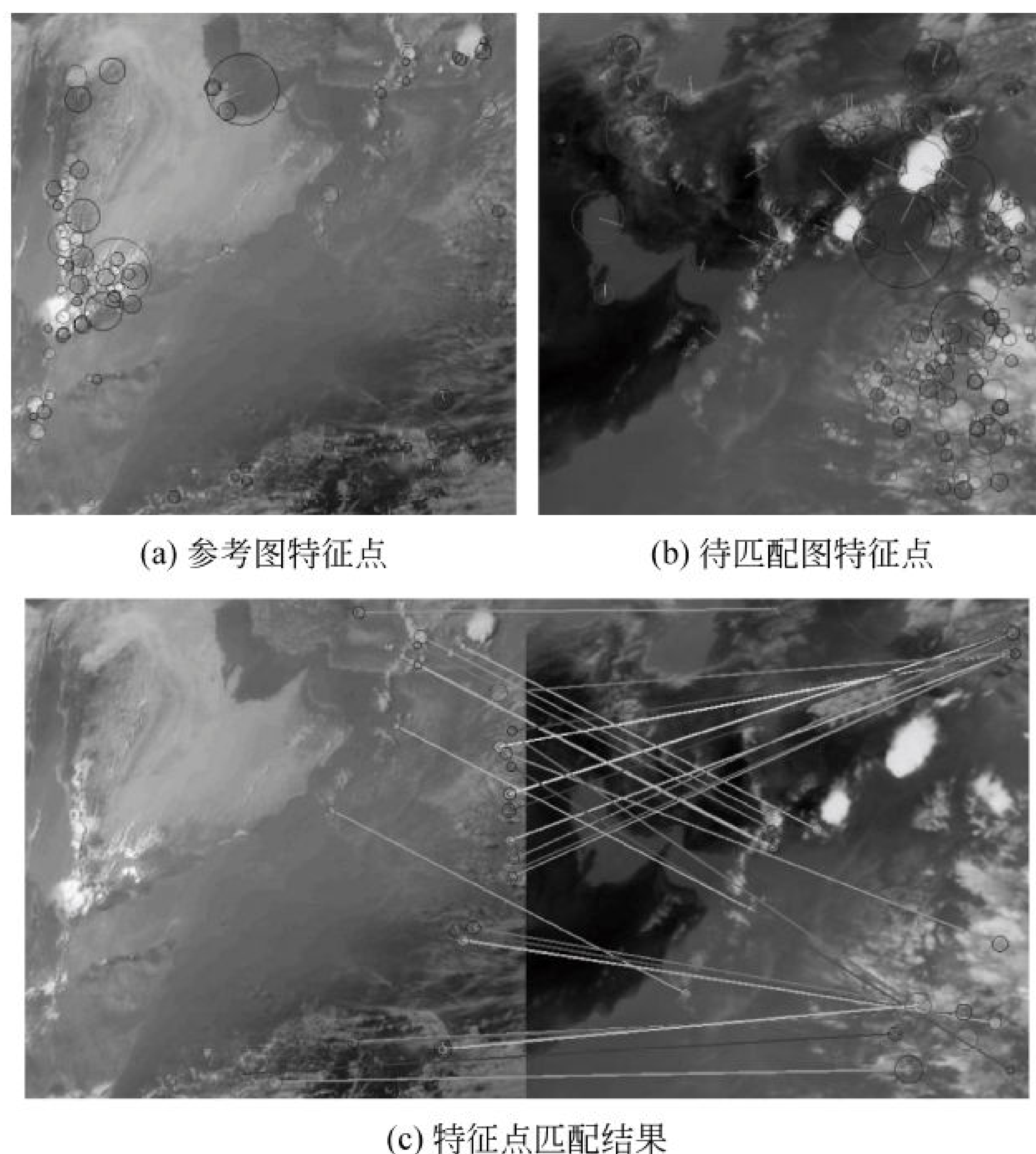
图 5-28　改进 SIFT 算法的匹配结果

1. 特征点方法的不足

基于特征点的配准算法，具有基本一致的算法流程，即包括特征点检测(特征点检测子判定)、特征点主方向确定、特征点描述子生成和特征点匹配等过程。在特征检测和匹配之前，需要构造检测子和描述子；通过检测子来确定特征点是否存在，通过描述子来实现不同图像(参考图与待配准图)之间的特征点匹配。如在 SIFT 特征点算法中，通过比较 DOG 尺度空间三维(3×3×3)像素灰度值来确定极值，如果是局部极值，则认为该点是 SIFT 特征点；而 SURF 算法，通过 Hessian 矩阵行列式的特征值符号来确定极值。而描述子则通过特征点附近区域的灰度分布或灰度梯度等指标来确定。不管是特征点检测子还是描述子，都反映了特征点附近局部区域的特点，它无法反应图像全局信息，不同的特征点之间无法体现相互关系。

而事实上，参考图与待配准图之间如果存在匹配关系的话，其全局映射关系必然存在，如旋转、缩放、平移乃至仿射变换等。基于特征点的配准算法无法有效利用这些特点，致使其应用范围和使用效果受到很大限制。

如图 5-29 所示，(a)和(b)两图分别为两幅图像 SURF 特征点的检测结果(包括几何位置、特征尺度)，(c)图为特征点的匹配结果。从直观上可以明显看出，匹配结果中存在大量不合理的匹配对(即错配)，但是因为特征点描述子的高度匹配(即其距离接近于 0)，因此没有可靠方法来进行判断或校正。这种匹配结果反映了匹配错误的极端情况，而在大多数情况下也难以排除个别特征点匹配对出现错配。

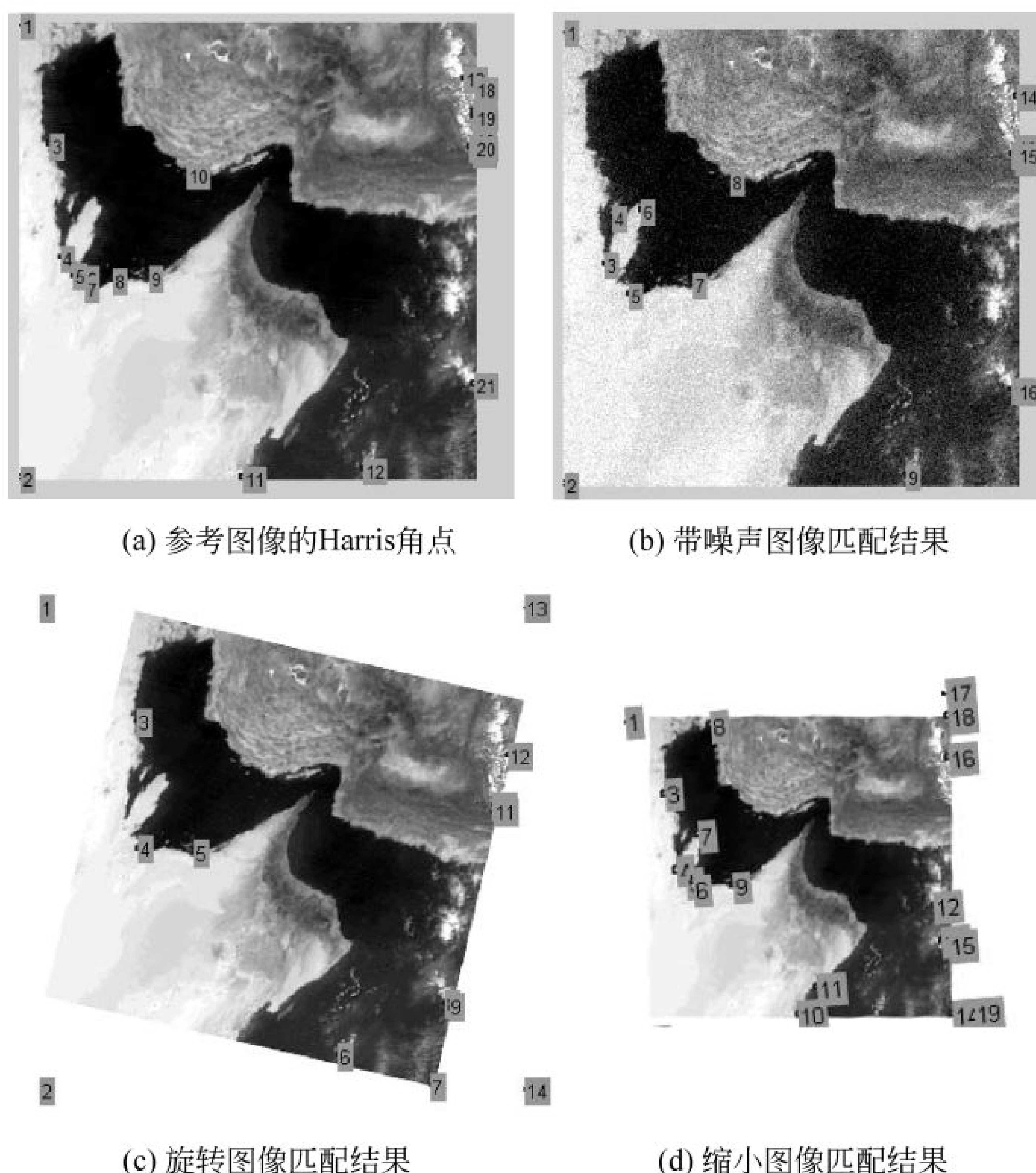


(a) 参考图特征点　　(b) 待匹配图特征点

(c) 特征点匹配结果

图 5-29　遥感图像 SURF 特征点误配情况

Harris 角点算法的匹配过程中，同样也可能出现错配的情况。如图 5-30 所示，绿色数字表示匹配情况。噪声或图像的旋转、缩放等变换会增加匹配的难度，此时难免会出现错配情况。



(a) 参考图像的Harris角点　(b) 带噪声图像匹配结果

(c) 旋转图像匹配结果　(d) 缩小图像匹配结果

图 5-30　遥感图像 Harris 角点误配情况

2. 全局几何约束与筛选方法

为了解决特征点误配问题，针对图像特征点集提出了全局几何尺度的概念。通过计算特征点集的全局几何尺度来判断个别特征点对的取舍。

设图像 I 和 I' 的特征点集分别为 $\Omega=\{P_i \mid i=1,2,\cdots,n\}$，$\Omega'=\{P'_i \mid i=1,2,\cdots,n\}$，其全局几何尺度 $S(\Omega)$ 和 $S(\Omega')$ 分别定义为：

$$S(\Omega)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=i+1}^{n}|P_iP_j|$$

$$S(\Omega')=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=i+1}^{n}|P'_iP'_j| \tag{5-52}$$

那么图像 I 和 I' 的几何尺度比定义为：

$$R_s=\frac{S(\Omega)}{S(\Omega')} \tag{5-53}$$

如果 P_i 和 P'_i 构成正确匹配对($i=1,2,\cdots,n$)，对于候选的匹配对 P_j 和 P'_j，其全局几何

约束值定义为：

$$\lambda_j = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} \log\left(R_s \cdot \frac{|P'_i P'_j|}{|P_i P_j|}\right) \tag{5-54}$$

其中，对于 $|P_iP_j|$ 表示参考图中 P_i 与 P_j 之间的欧氏距离，$|P'_iP'_j|$ 表示待配准图中 P'_i 与 P'_j 的欧氏距离。

如果特征点 P_j 和 P'_j 是正确的匹配对，那么 $\frac{|P'_iP'_j|}{|P_iP_j|}$ 应该接近于 $\frac{1}{R_s}$，从而相应 λ_j 值应该接近于0。因此只要给出略大于0的阈值 $\lambda_{\min}$，就可以对特征点对进行筛选。如果 $\lambda_j < \lambda_{\min}$，则 P_j 和 P'_j 是正确的匹配对，反之则不是。

3. 筛选方法基本流程

前面详细讨论了全局几何约束的概念和基于此概念的特征点匹配对筛选方法。但是在图像配准过程中，并没有现成方法能够确定哪些特征点匹配对是正确的或可靠的。因此图像几何尺度比和特征点匹配对的全局几何约束的计算需要采取变通的方式。

1）图像几何尺度比计算

参考图中有特征点 $P_i(i=1,2,\cdots,n)$，待配准图中有特征点 $P'_i(i=1,2,\cdots,n)$，假设 P_i 与 P'_i 是初始特征点匹配对。那么实验中，图像几何尺度比的计算公式为：

$$R_s \approx \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i+1}^{n} |P_iP_j| \Big/ \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i+1}^{n} |P'_iP'_j| \tag{5-55}$$

实验结果表明，虽然可能因为出现误匹配而导致 R_s 计算出现误差，但只要误匹配数目明显小于准确匹配的数目，就不会影响实验结果。

2）匹配对全局几何约束指标计算

对于任意特征点匹配对 P_i 与 P'_i，其全局几何约束值的计算公式为：

$$\lambda_i = \frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i \neq j} \log\left(R_s \cdot \frac{|P'_iP'_j|}{|P_iP_j|}\right) \tag{5-56}$$

其中，R_s 为常数，其计算方法如前所述。

如图5-31所示，展示了发生误配和未发生误配这两种情况下，全局几何约束值的分布情况。

基于全局几何约束筛选的改进配准方法流程如下：

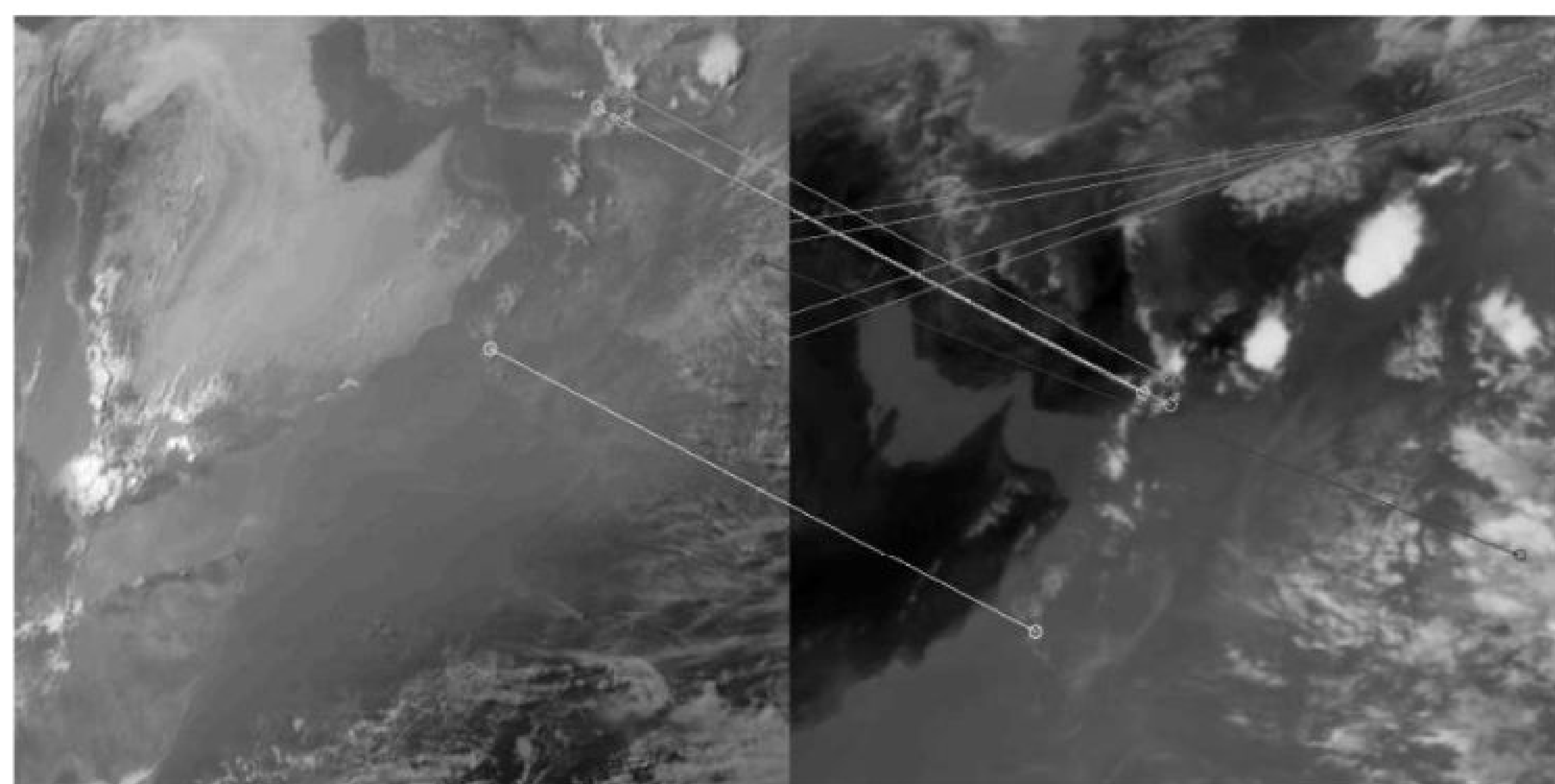
（1）采用某种特征点配准方法，对参考图像和待配准图像的特征点进行检测和匹配，得到初步的匹配结果。

（2）根据式(5-55)和初步匹配结果，计算 R_s 值。

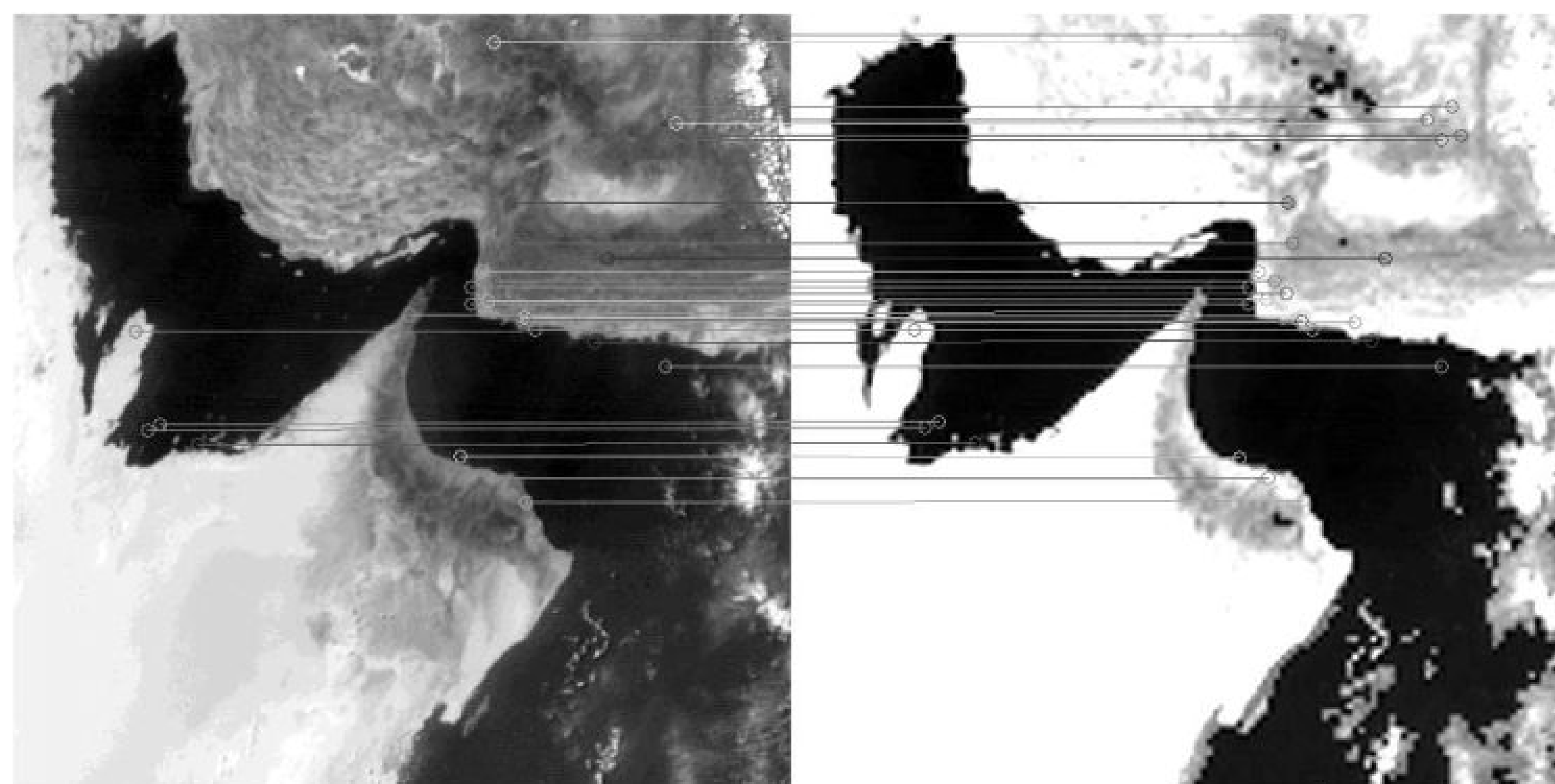
（3）根据式(5-56)和初步匹配结果，计算每个特征点匹配对 (P_i, P'_i) 的全局几何约束值。

（4）根据求得的全局几何约束值，寻找约束值超出一定范围(0.005)且位居前列(5%)的特征点匹配对，并将其纳入剔除集。

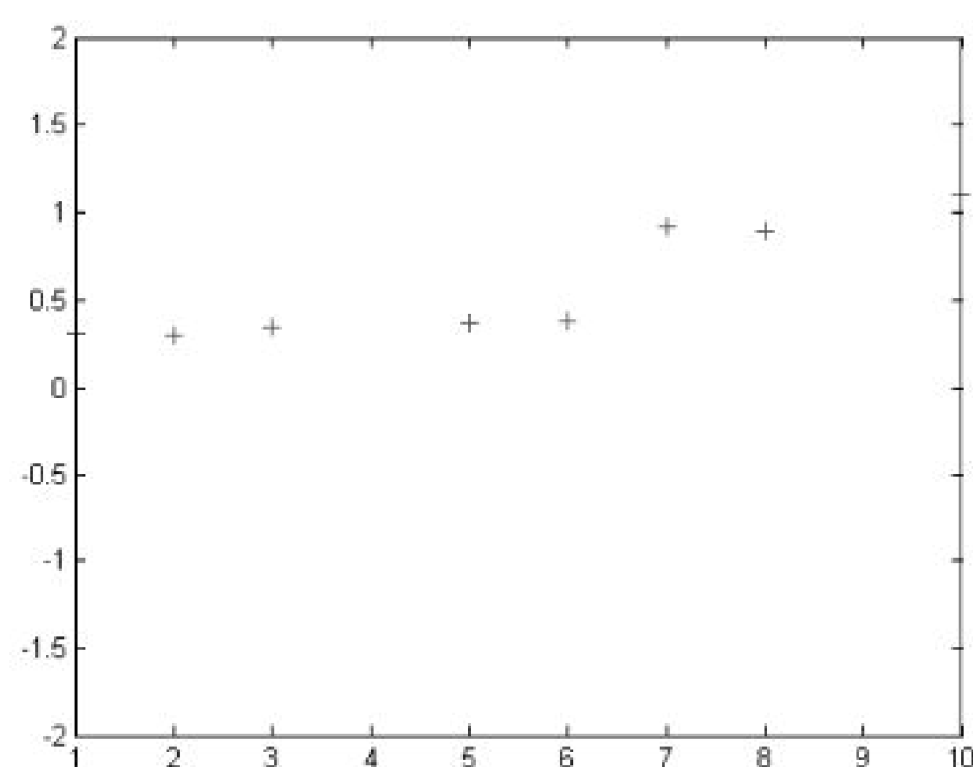
（5）如果剔除集不为空，则将剔除集的匹配对从配准结果中删除后，跳转至(1)重新计算；如果剔除集为空，则输出匹配结果，结束匹配过程。



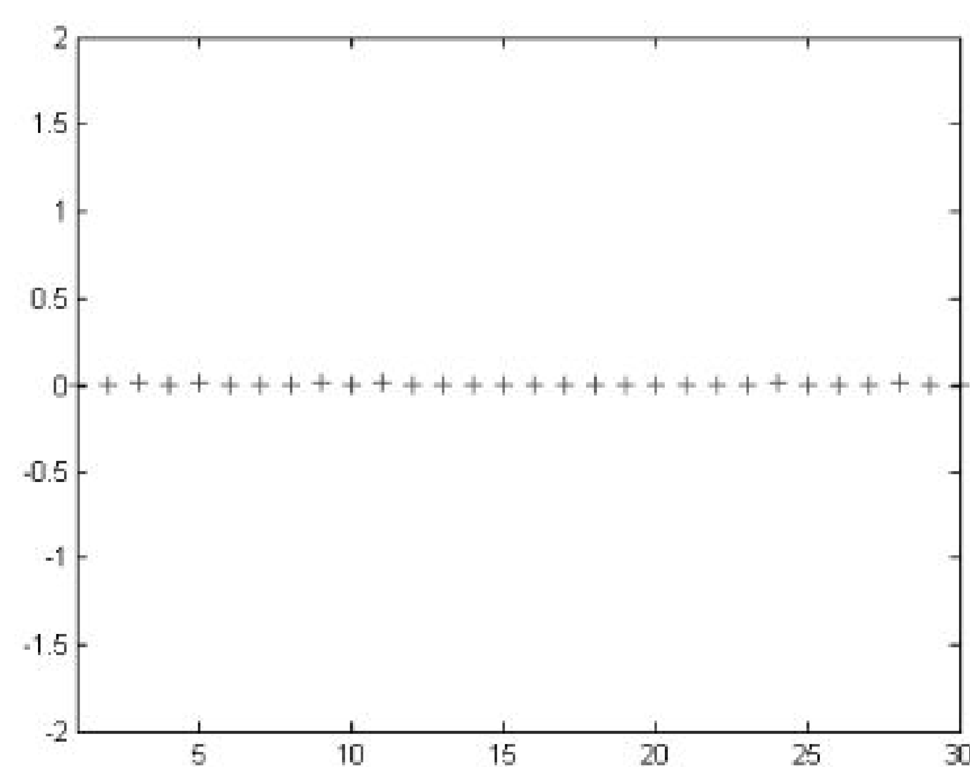
(a) 发生错配的情形



(b) 未发生错配的情形



(c) 图(a)对应的λ_i值分布



(d) 图(b)对应的λ_i值分布

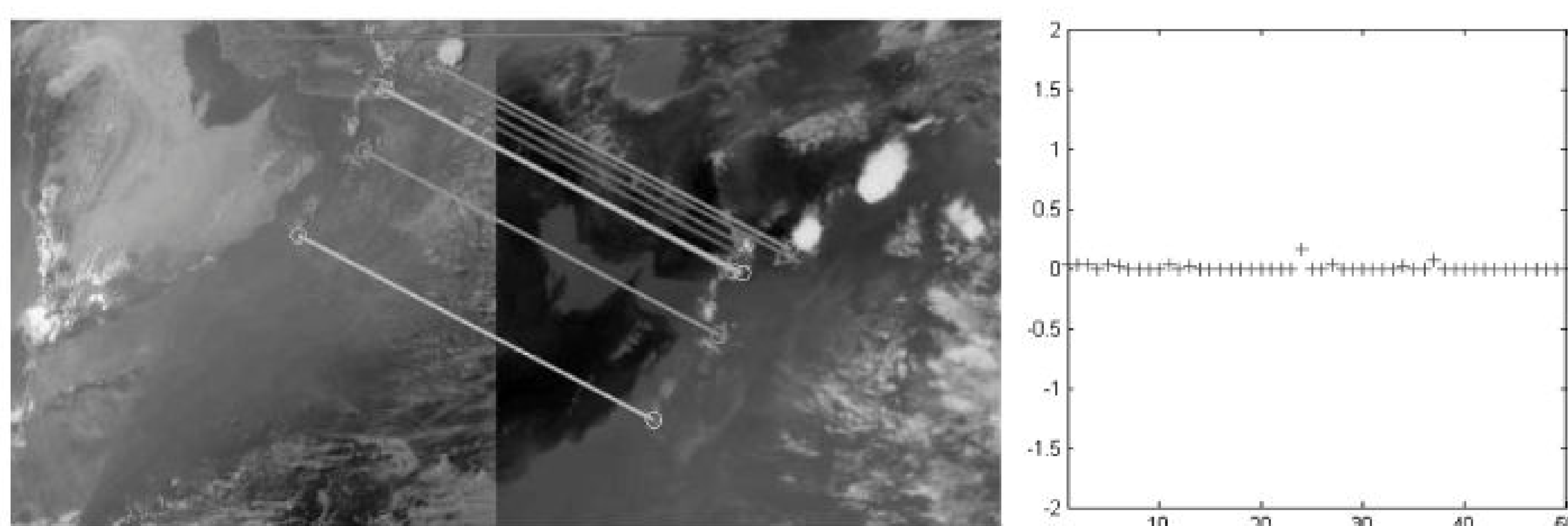
图 5-31　全局几何约束值与错配的对应关系

4. 实验结果与分析

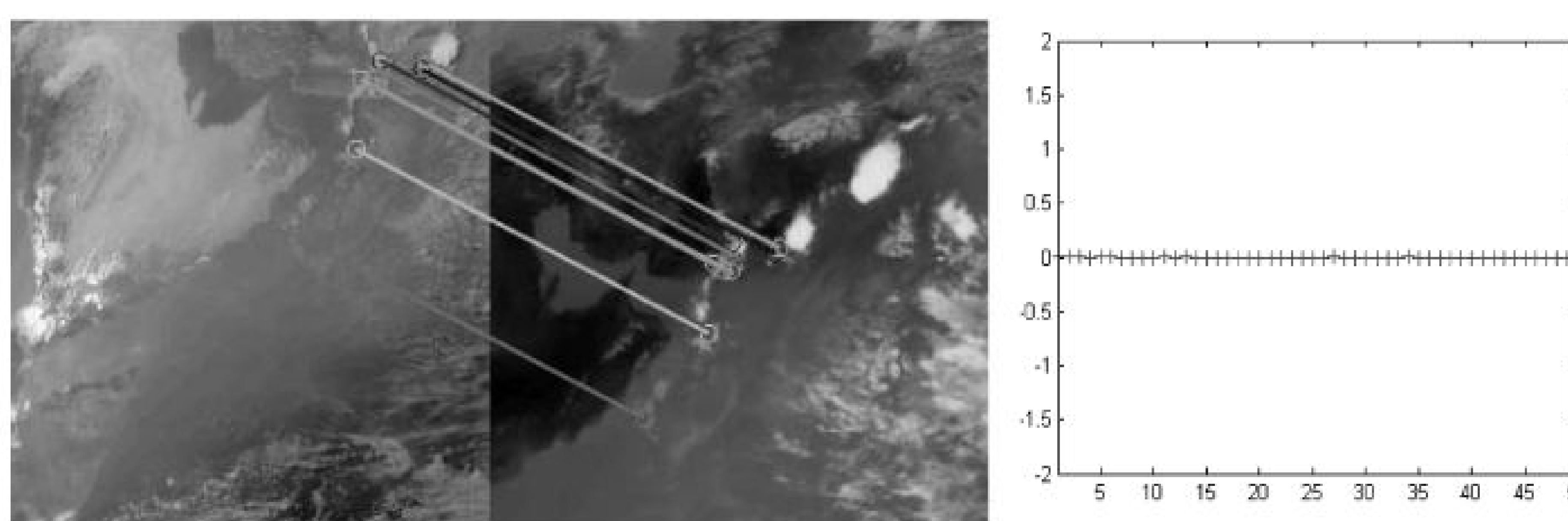
采用全局几何约束筛选方法对遥感图像进行实验，结果如图 5-32 所示，显示了匹配对筛选的整个过程，(a)图为初始状态，此时存在大量误配点对，λ_i 值大幅偏离 0 值；(b)图为中间过程，此时已经过几轮筛选，仅剩少数错误匹配对，λ_i 值也仅有 2 点偏离 0 值；(c)图为最终结果，此时已完成所有筛选操作，错误匹配对被过滤，λ_i 值也都基本为 0。从实验结果可知，全局几何约束筛选方法是有效的。



(a) 配准点对混乱，λ_i值大幅偏离0值



(b) 配准点对基本规则，λ_i值仅2点偏离0值



(c) 配准点完全规则，λ_i值基本等于0值

图 5-32　全局几何约束筛选方法的实验结果

根据实验结果分析可知，特征点错配点所对应的全局几何约束值 λ_i 会明显偏离 0 值，而匹配度比较好的点，其 λ_i 值几乎等于 0。从整体上看，发生错配越多，其 λ_i 值整体偏移度就越大；发生错配越少，其 λ_i 值整体偏移度就越少。具体来说，该方法具有以下特点：

1）平移无关性

全局几何约束值 λ_i 与位置无关。如果参考图和待配准图发生了整体平移，那么其相对距离 $|P_iP_j|$ 和 $|P_i'P_j'|$ 的取值不会有任何变化，λ_i 计算结果也不会发生变化。

2）缩放无关性

全局几何约束值 λ_i 与尺度缩放无关。如果参考图和待配准图发生了缩放，那么常数 R_s 将体现这种变化，计算 λ_i 时已经将常数 R_s 考虑在内，“抵消”了缩放效果。

3）旋转无关性

全局几何约束值 λ_i 与旋转无关。因为图像旋转不会改变 $|P_iP_j|$ 和 $|P_i'P_j'|$ 取值。

但全局几何约束值 λ_i 也具有一定的局限性，即当参考图与待配准图之间发生了复杂的变换时，尤其是在不同的图像区域具有不同的几何缩放尺度时，上述方法可能出现局部失效。

5.2.6　其他配准方法

图像边缘包含图像的最重要信息,因此可以基于边缘信息进行图像配准。基于边缘的图像配准过程计算复杂度更低,而且抗干扰性更强。5.1 节讨论了边缘图像的 FMT 配准方法,本节将讨论边缘图像的 SIFT/SURF 配准方法。另外,多通道图像具有信息量丰富,通道信息互补等特点,本节也将讨论多通道图像的特征点配准方法。

1. 基于边缘特征点的配准方法

图像配准与图像边缘检测是图像处理的两种重要技术。本节中边缘检测将作为图像配准的基础,采用 2.5 节所提出的改进 Canny 算法首先对遥感图像进行边缘检测,之后对边缘图像进行特征点检测和配准,该方法具有抗干扰性强和计算复杂度低等优点。

1）配准流程

基于图像边缘的特征点配准方法流程如图 5-33 所示。

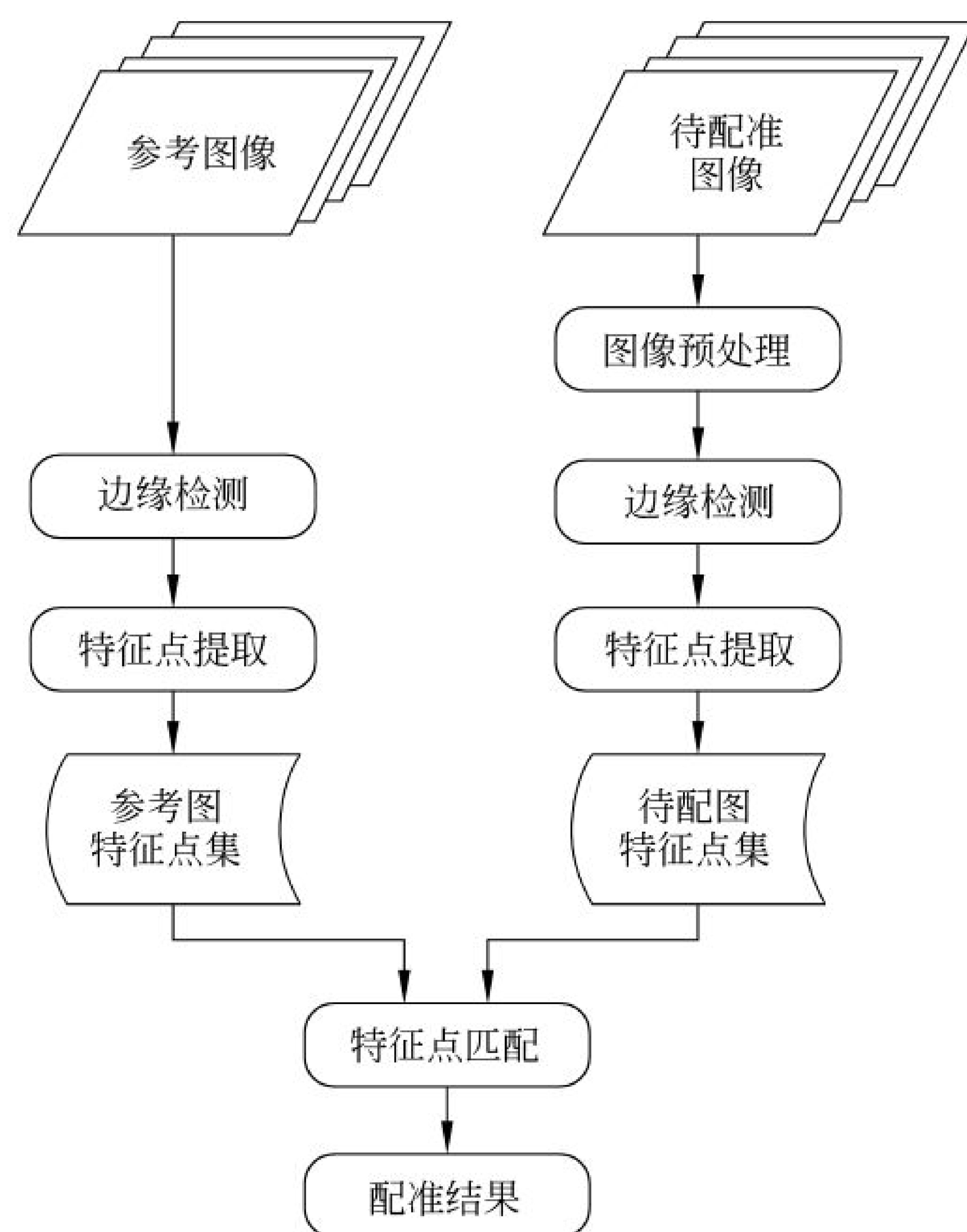
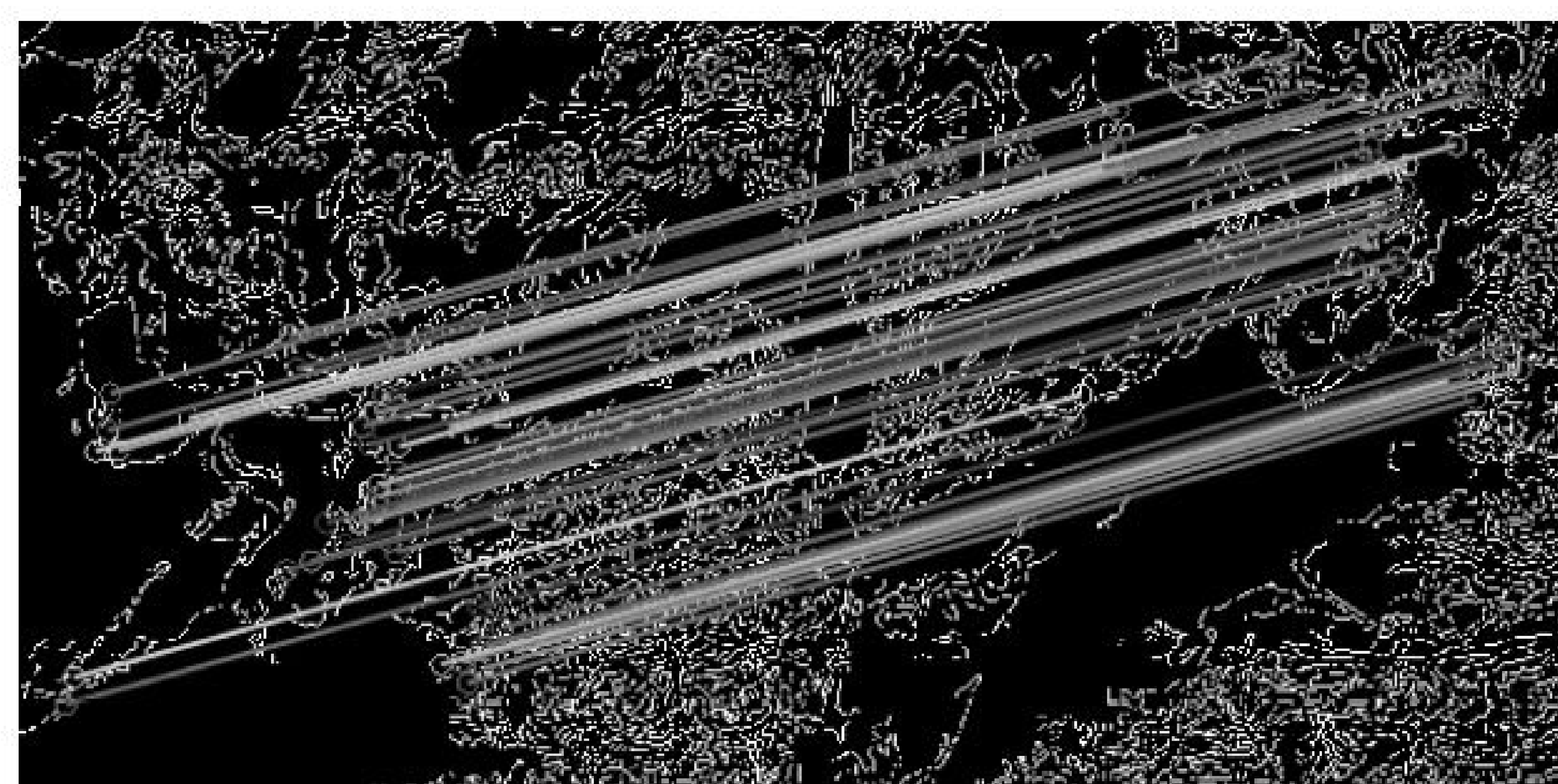


图 5-33　基于图像边缘的特征点配准流程

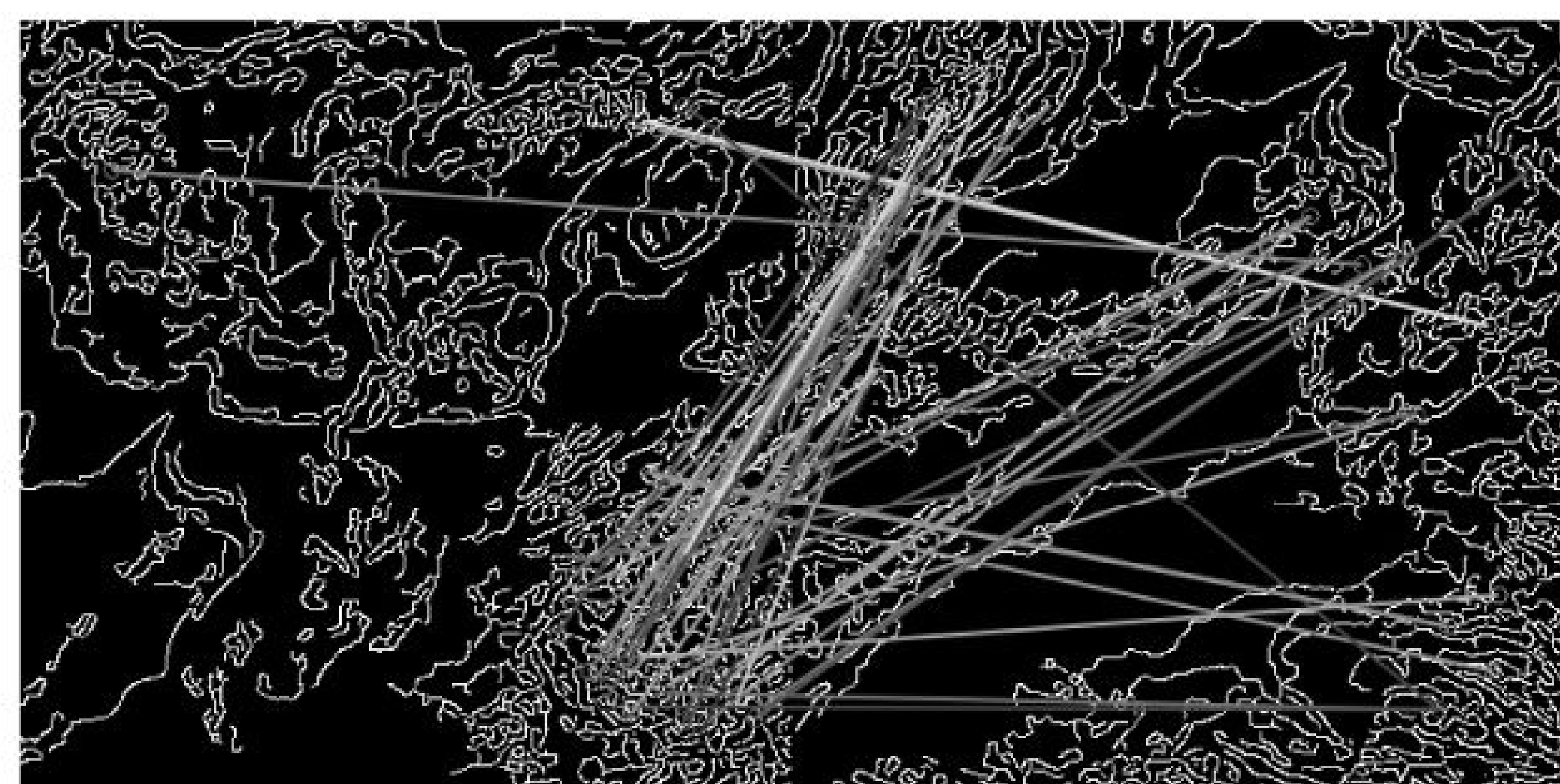
2）实验结果与分析

基于边缘的特征点配准,可以用 SIFT 算法或 SURF 算法来实现。然而边缘图像的配准与源图像(灰度图像)配准相比具有显著的特点,与基于边缘 FMT 配准方法类似,算法计算复杂度会较低且抗干扰性较高。但是,由于边缘图像相对于源图像信息量明显减少,因此特征点的检出数大幅降低,特征点误配率大幅提高,匹配失效的可能性大增。

相比而言,SIFT 算法的性能更为稳定。截取某区域的气象遥感卫星可见光通道图像,进行了边缘检测和基于边缘的图像配准实验,结果如图 5-34 和图 5-35 所示。

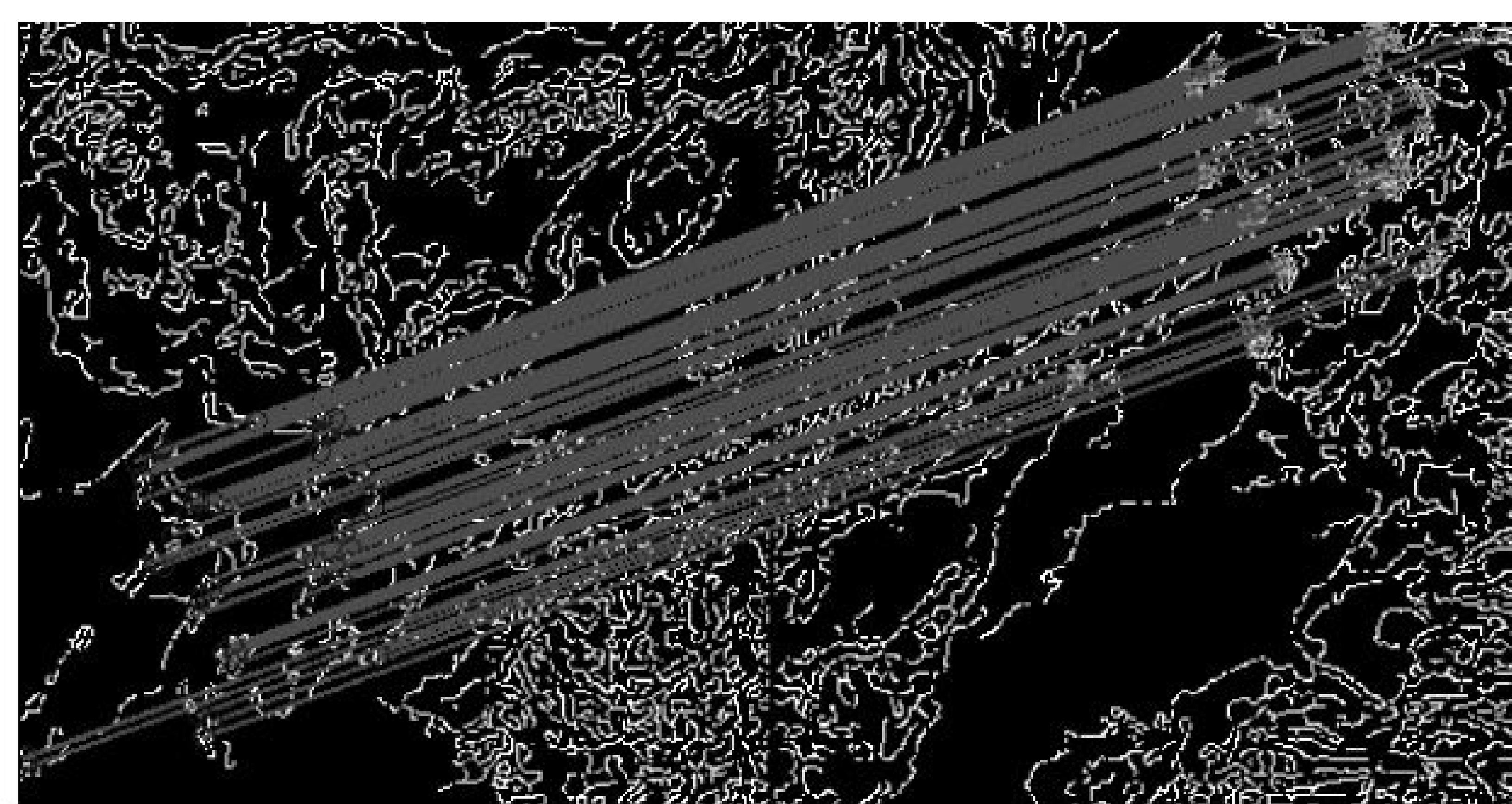


(a) 待配准图与参考图无旋转

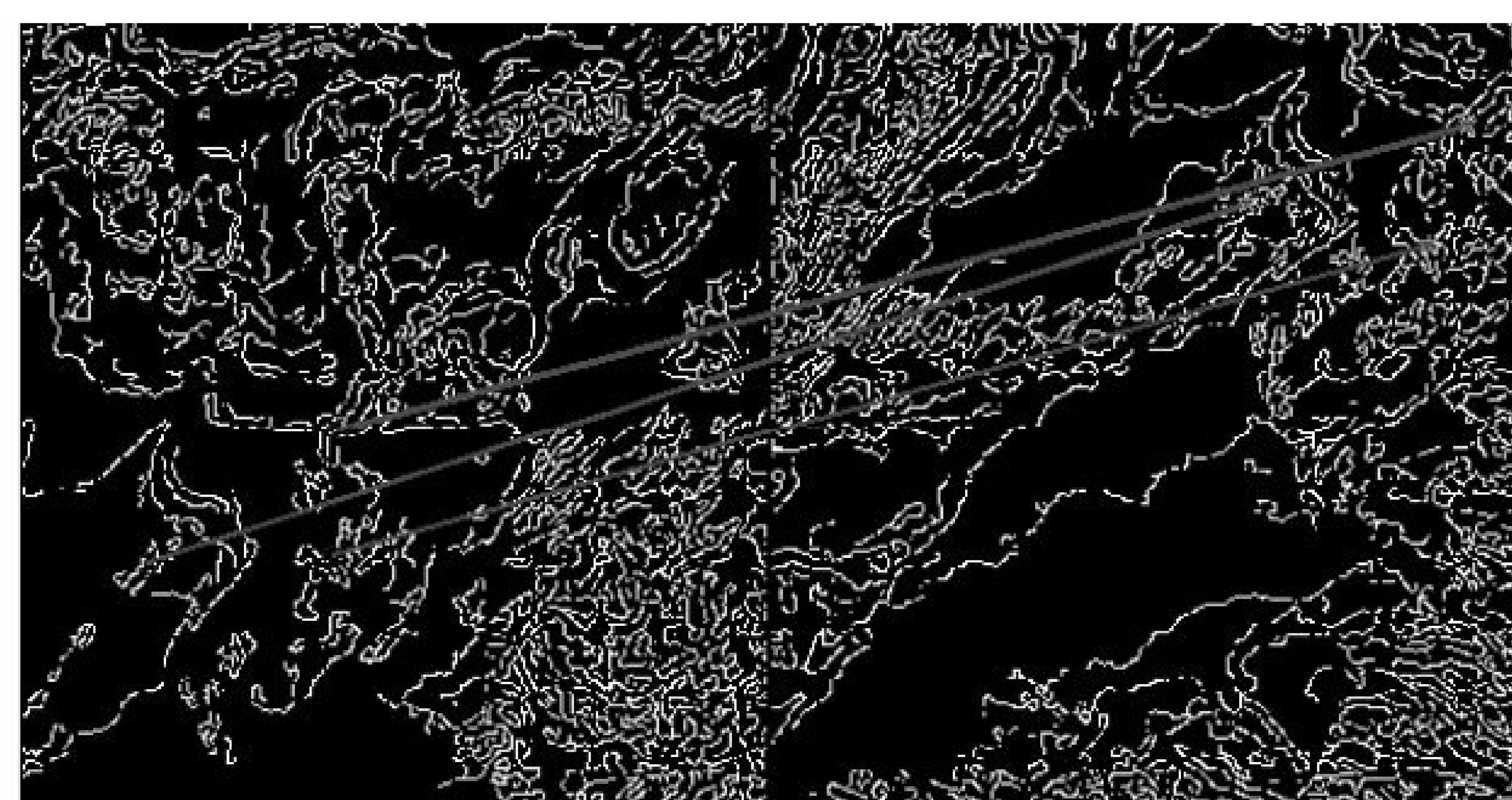


(b) 待配准图与参考图有旋转(15°)

图 5-34 边缘图像 SURF 特征点匹配结果



(a) 待配准图与参考图无旋转



(b) 待配准图与参考图有旋转(15°)

图 5-35 边缘图像 SIFT 特征点匹配结果

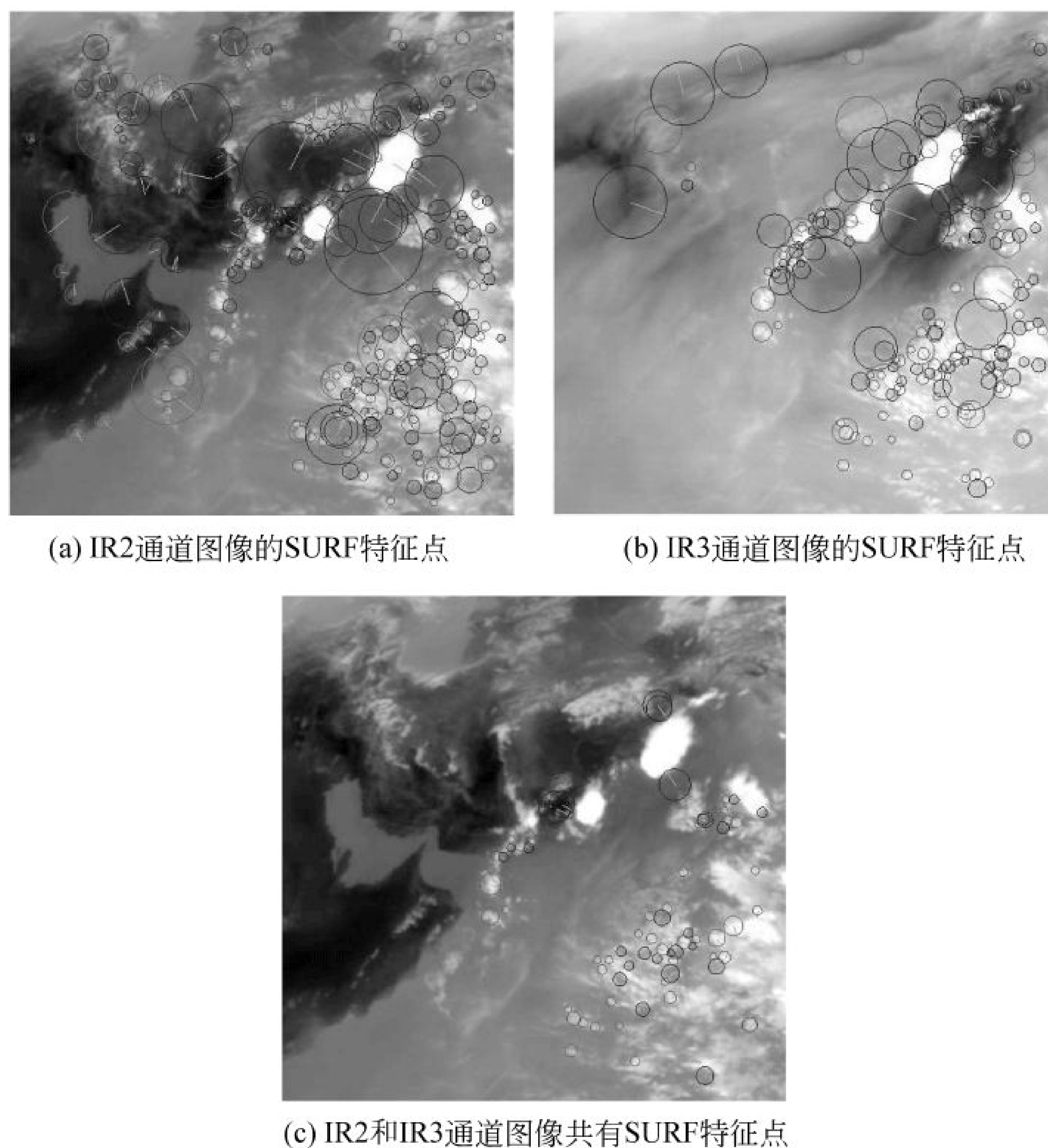
可以看出，当待配准图与参考图之间无旋转变换时，SIFT方法和SURF都能进行准确的配准；但当待配准图与参考图之间发生15°的旋转时，SURF方法配准操作失效，而SIFT方法仍然有效。此时，虽然SIFT特征点的检出数量没有明显变化，但是特征点匹配对的数量会大幅减少。不同旋转角度时，SIFT特征点的数量和匹配对的数量如表5-1所示。

表5-1　SIFT特征点数量与匹配对数量

待配准图旋转角	基于边缘图的SIFT配准			基于原图的SIFT配准		
	参考图特征点数	待配准图特征点数	特征点匹配对数	参考图特征点数	待配准图特征点数	特征点匹配对数
0	2041	1947	94	592	246	50
1	2041	1947	17	592	259	43
2	2041	1884	5	592	245	45
3	2041	1934	10	592	249	47
4	2041	1875	8	592	244	48
5	2041	1876	16	592	245	51
6	2041	1824	12	592	257	53
7	2041	1805	7	592	259	56
8	2041	1918	8	592	241	58
9	2041	1932	9	592	255	55
10	2041	1792	7	592	250	56
11	2041	1829	11	592	258	60
12	2041	1718	11	592	253	54
13	2041	1824	11	592	259	51
14	2041	1732	4	592	249	53
15	2041	1896	3	592	247	51

2. 多通道特征点配准方法

气象遥感图像是通过气象遥感卫星的多通道（波段）辐射仪获取的，以当前“风云”系列卫星为例，它可以获得10通道的气象遥感图像，其中包含了如表5-2所示的4个红外波段图像。同一时段、同一区域的这4个红外波段图像，因为其拍摄参数都是一致的，因此可以认为是已经配准的图像，甚至可以认为是同一图像的不同通道。多通道图像特征点如图5-36所示。如何有效利用这些不同通道图像的特点，更好地实现进一步的图像处理，是本节所要讨论的问题。



(a) IR2通道图像的SURF特征点　(b) IR3通道图像的SURF特征点

(c) IR2和IR3通道图像共有SURF特征点

图 5-36　多通道图像的特征点

表 5-2　不同通道图像特征点及共同特征点

阈 值	IR2 特征点	IR3 特征点	IR2 和 IR3 共同特征点	共同特征点所占比例
$1.0 \cdot 10^{-6}$	1085	1102	180	15.6%，15.3%
$1.0 \cdot 10^{-5}$	977	874	173	17.7%，19.8%
$1.0 \cdot 10^{-4}$	635	431	124	19.5%，28.8%
$5.0 \cdot 10^{-4}$	334	186	73	21.86%，39.3%

注：阈值是指 SURF 特征点的检出阈值，参见 5.2.2 节；IR2 和 IR3 指红外波段，参见表 5-2。

多通道图像相比于单通道图像，其信息量大，信息互补性强。在单个通道图像特征点检出数较少的情况下或特征点分布失衡的情况下，综合其他通道的特征点既可以实现特征点集的扩展，也可以用于特征点之间的多重验证。

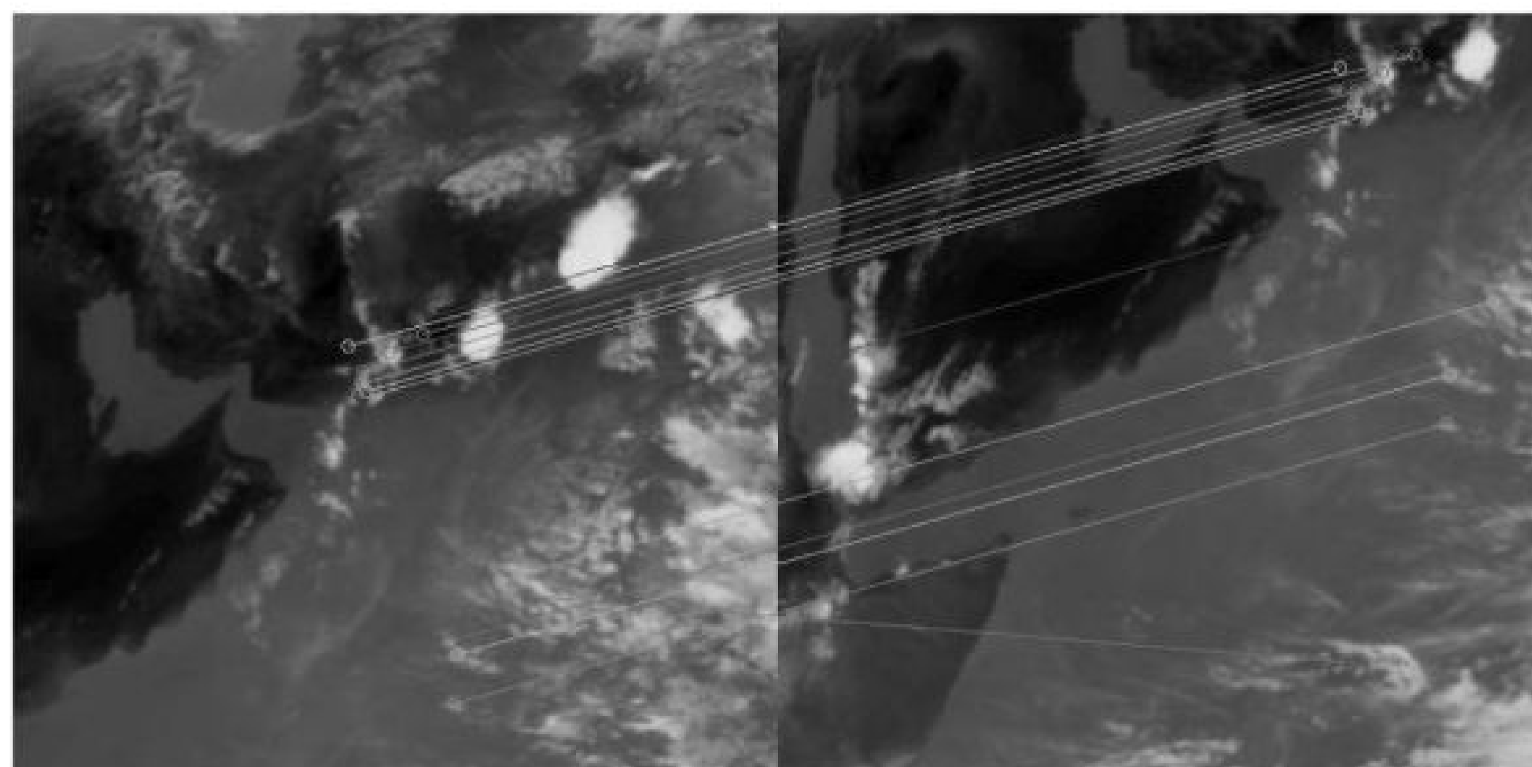
1）特征点的扩展

每个单通道图像的特征点，在添加通道标志后可以实现“并”操作融合，从而发挥不同通道的特点，使特征点的分布趋于均衡。

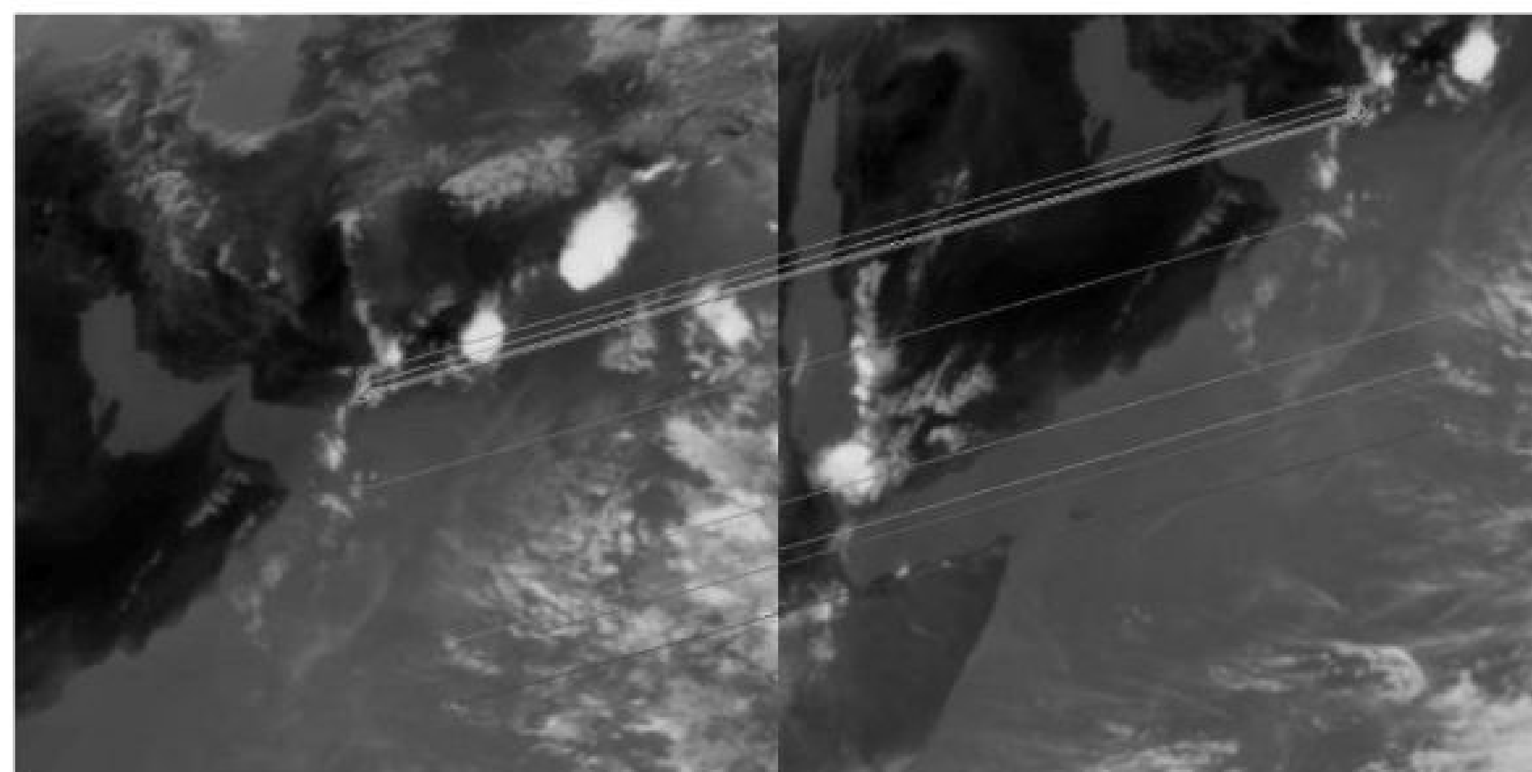
2）特征点的验证

多个单通道图像的特征点，在特征点数量较多的情况下，可以采用“与”操作，对特征点实现筛选，即只有同时出现在两个甚至多个通道内的特征点方被采纳。特征点的配准条件

也由原来的单一条件强化为多重条件同时成立。单通道特征点的配准结果与多通道共有特征点的配准结果对比如图 5-37 所示。



(a) 单通道特征点的配准结果(出现误配)



(b) 多通道共有特征点的配准结果(屏蔽误配)

图 5-37　多通道特征点配准结果

5.3　基于伪颜色矢量和小波分解的遥感图像融合方法

为了提高图像信息的综合利用率，改善图像精度，消除图像理解的多义性，提高图像信息的可靠性，人们常对不同时段、通过不同采集手段获得或经不同信道传输的图像数据进行结合，得到一副新图像，这个过程就是图像融合。图像融合技术在气象遥感、机器视觉和军事目标识别等方面具有十分广泛的应用。不同的遥感设备适合于不同的应用场合，各种遥感设备所获得的大量遥感图像，其分辨率和灰度等级差别很大，需要进行有效的融合处理才能应用于相关领域。气象遥感图像融合也是图像处理研究的重点之一，本节将讨论基于伪颜色矢量和基于小波分解的图像融合方法。

5.3.1　遥感图像融合概述

本节主要介绍遥感图像融合的基本概念、常用方法和基本准则。

1. 图像融合基本概念

图像融合就是根据一定的算法原则将两幅或多幅图像合成为一幅新图像的处理过程。图像融合可以划分为不同的层次，即像素层融合、特征层融合和决策层融合。我们所讨论图像融合主要指像素层融合。图像融合主要包括的内容有：图像预处理、图像融合算法和图

像融合评价,其中预处理主要指图像去噪和图像配准。图像融合算法从最初简单的融合算法(加权、最大值法)发展为复杂多分辨率的算法(金字塔、小波法等);图像融合的性能评价可以分为主观评价和客观评价。由于在实际工作中很难找到理想图源,因此一般采用较易实现的评价方法,即结合主观视觉给出相对合理的评价。

图像融合是将两个或两个以上的传感器在相同(或不同)时间获取的关于某个场景的图像或图像序列信息加以综合,生成一个新的有关场景的解释,而这个解释是从单一传感器获取的信息中难以得到的。

1) 常用的图像融合方法

图像融合的关键是针对不同来源图像采用不同的处理方法。多年来,该领域的众多研究者经过深入研究和探索,提出了大量针对不同类型图像的融合算法。本节重点介绍以下三种像素层常用融合方法的基本概念和原理。

(1) PCA 变换融合方法。

主分量分析(Principal Component Analysis,PCA)变换是一种统计的离散 Karhunen-Loeve 变换[10]。其主要思想是:先对低分辨率图像进行主分量变换,然后用经灰度拉伸后的高分辨率图像代替第一主分量,最后经过主分量逆变换生成融合图像。

假设有 n 幅图像,每幅图像有 p 个分量,相关矩阵定义为:

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \tag{5-57}$$

协方差矩阵为:

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix} \tag{5-58}$$

特征向量为:

$$\boldsymbol{r}_1=\begin{bmatrix} r_{11} \\ r_{21} \\ \vdots \\ r_{p1} \end{bmatrix},\boldsymbol{r}_2=\begin{bmatrix} r_{12} \\ r_{22} \\ \vdots \\ r_{p2} \end{bmatrix},\cdots,\boldsymbol{r}_p=\begin{bmatrix} r_{1p} \\ r_{2p} \\ \vdots \\ r_{pp} \end{bmatrix} \tag{5-59}$$

主分量可定义为:

$$F_i=r_{1i}X_1+r_{2i}X_2+\cdots+r_{pi}X_p,i=1,2,\cdots,p \tag{5-60}$$

主分量变换就是寻找一组维数较少且相互独立的分量来代替原始图像的 p 个分量。经过主分量逆变换后的图像是在均方意义上对原图像的最佳逼近。

(2) 高通滤波融合方法。

高通滤波可以弱化多波段图像的低频信息。其主要思想是:利用高通滤波器提取高空间分辨率图像的高频分量,将其加入到低分辨率图像中。

设高空间分辨率图像 I_{HR} 的高频分量为 H_{HR},低分辨率图像 I_{MS} 的低频分量为 L_{MS},融合后图像 I_F 的定义为:

$$L_F = L_{MS} + H_{HR} \tag{5-61}$$

高、低频分量可利用图像灰度表示为：

$$L_{MS(i,j)} = \bar{M}(I,i,j,m,n) \tag{5-62}$$

$$H_{HR(i,j)} = G_{HR(i,j)} - \bar{M}(I,i,j,m,n) \tag{5-63}$$

其中，$G_{HR(i,j)}$ 和 $\bar{M}(I,i,j,m,n)$ 分别表示图像 I 中像素 (i,j) 的灰度值，和以 (i,j) 像素为中心的 $m \times n$ 区域的灰度均值。将式(5-62)、式(5-63)代入式(5-61)，可得：

$$G_{F(i,j)} = G_{L_{MS}(i,j)} + G_{H_{HR}(i,j)} - \bar{M}(H,i,j,m,n) \tag{5-64}$$

式(5-64)即为高通滤波融合结果的表达式。融合后的图像高频特性突出。

(3) 小波变换融合技术。

近年来，研究者在 Mallat 的小波多分辨理论的基础上，提出了许多基于小波变换的融合方法。基于小波变换的图像融合方法具有如下特点：

图像不同大小的尺度上，可能分布有对象、特征和边缘等信息；任何单一尺度的图像无法反映所有信息。对图像进行小波分解，实质上是对图像进行多尺度信息提取，可以在不同尺度进行融合处理。小波分析过程，与人眼视觉处理机制相似，可以将待处理图像分解为一系列不同尺度的子图(通道)，可以达到很好的融合处理效果。在运用小波变换进行图像融合处理时，不同频率分量、不同尺度和不同方向均可以采用特定的融合规则与算子。基于小波的融合方法还可以与其他融合方法结合，以得到更好效果。

在实际应用过程中，基于小波变换的融合方法需要处理好以下问题：

① 选择合适的小波分解方法。选用不同的小波分解方法得到的图像分解和融合效果的相差很大。

② 选择适合的小波分解层数。小波分解层数越多，得到的图像融合处理效果越佳，但是计算复杂度会大幅增加，小波分解层数一般为 2～5。

③ 选择合适的融合规则。根据图像来源，分析图像不同层次上的特点，来选择不同的融合规则。也可以对一定大小区域进行统计，从而按区域选择不同的融合规则与方法。

2) 融合评价准则

如何评价图像融合的效果和质量，一直是困扰许多研究人员的难题。不同类型的图像使用相同的融合算法，可能产生截然不同的融合结果；另外不同的用户(观察者)对融合结果的兴趣点可能完全不同。因此很难形成统一客观的评价准则。

目前多采用统计学方法对图像融合进行评价。如基于统计特性的评价方法[11]，可用于提高图像分辨率的融合评价；基于熵的评价方法可用于提高图像清晰度的融合评价。

除了通过上述方法对融合结果进行评价外，还可以考虑从算法的计算量、可扩展性和容错性等方面对融合算法本身进行评价。

5.3.2　多通道遥感图像融合处理技术

对于多通道的遥感图像来说，不同的通道图像可视为某个图像矢量的不同分量，将多通道图像进行融合，其结果完全取决于合成计算方法。

1. 伪颜色矢量

对于相同时段、相同区域的若干不同通道图像，可以视为同一图像的不同分量或不同子图。对于不同子图的相同位置的像素点来说，其单个像素灰度值为标量，而经过组合可以形成矢量，该矢量与由R、G、B分量构成的颜色矢量类似，但本质含义不同，因此可定义为伪颜色矢量，如图5-38所示。

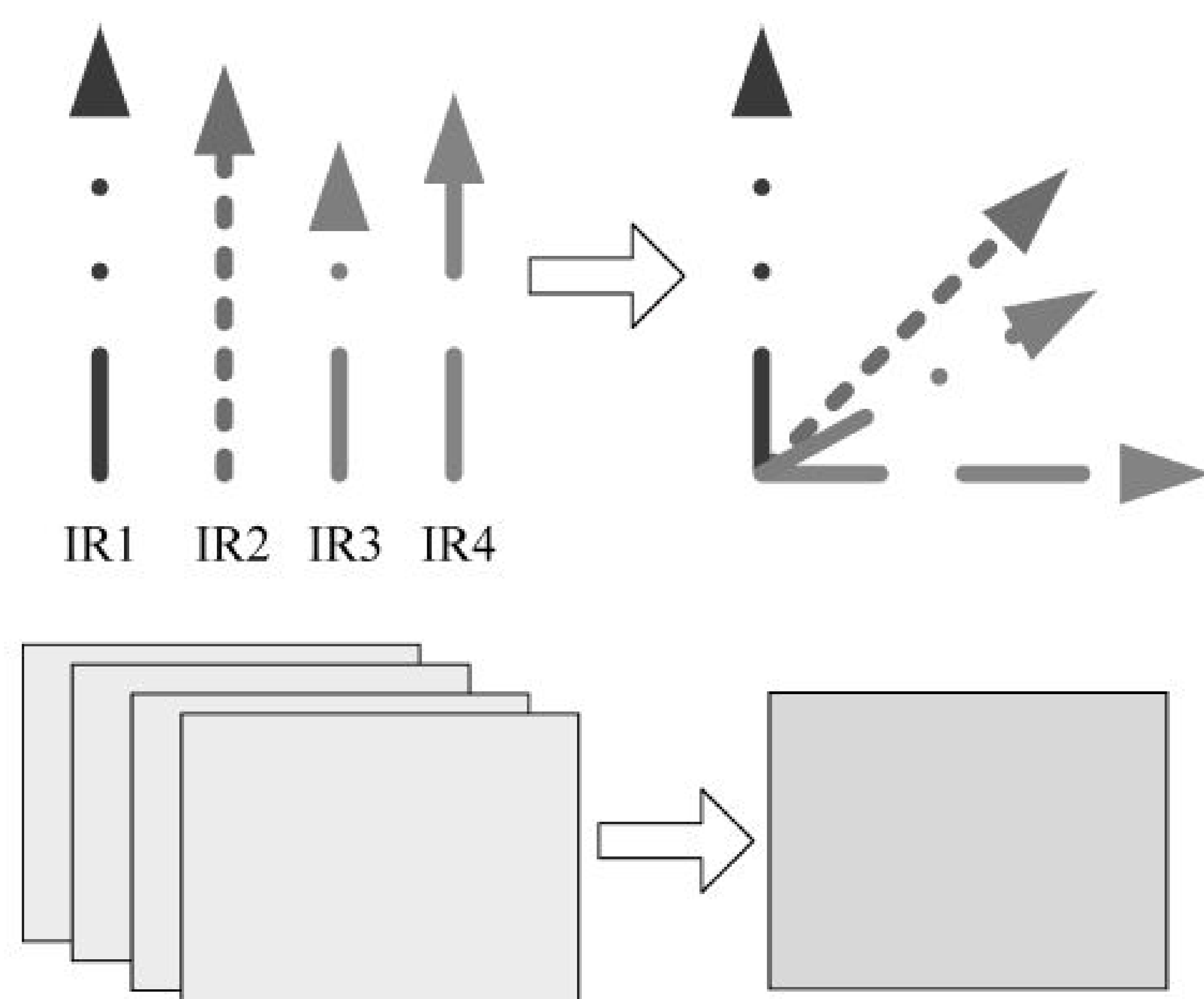


图5-38 伪颜色矢量

按上述方法可以将每个像素点的灰度值进行合成，即每个像素点均对应一个颜色矢量。这样不同通道的图像可以合成为一幅新图像。合成过程中，可以采用代数或逻辑运算的方式。

2. 综合计算融合法

综合计算方法通常通过均方根、均值、绝对值最大或最小值来组合多个通道图像的梯度和方向信息。

$$I(x,y)=\sqrt{I_1(x,y)^2+I_2(x,y)^2+I_3(x,y)^2} \tag{5-65}$$

$$I(x,y)=\frac{I_1(x,y)+I_2(x,y)+I_3(x,y)}{3} \tag{5-66}$$

$$I(x,y)=\max\{|I_1(x,y)|,|I_2(x,y)|,|I_3(x,y)|\} \tag{5-67}$$

$$I(x,y)=\min\{|I_1(x,y)|,|I_2(x,y)|,|I_3(x,y)|\} \tag{5-68}$$

其中，$I(x,y)$代表融合后图像灰度，$I_1(x,y)$、$I_2(x,y)$、$I_3(x,y)$代表各通道图像的图像灰度。显然，这种融合方法和表达式，能方便地扩展到n个图像通道的情况。

3. 矩阵变换融合法

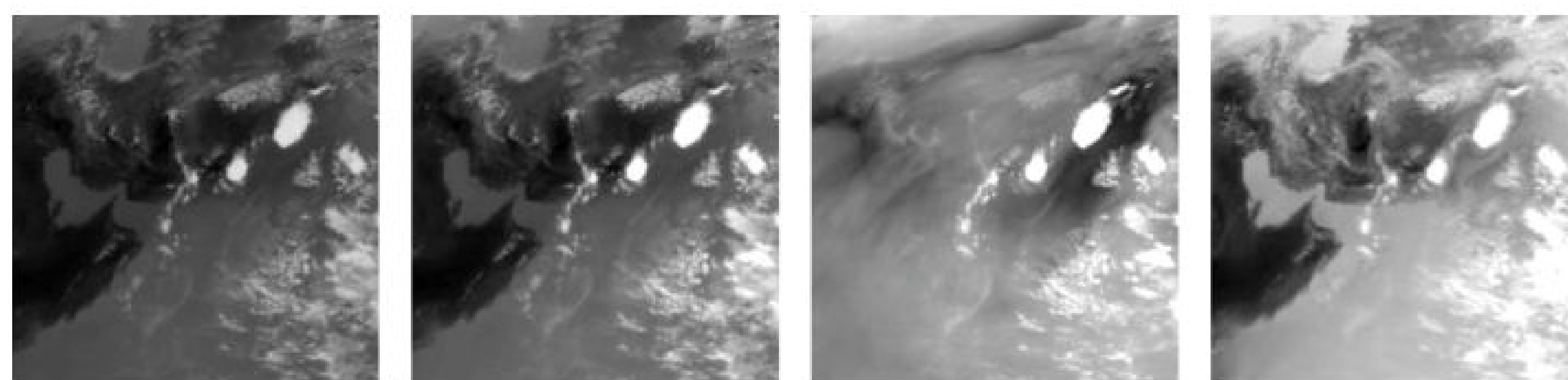
矩阵变换方法是将原始图像所构建的伪颜色矢量的q个分量，用p个新的分量来线性表示，这p个分量即为融合图像的伪颜色矢量。

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\\vdots\\x_p\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{Y}=\begin{bmatrix}y_1\\y_2\\\vdots\\y_q\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}a_{11}&a_{12}&\cdots&a_{1q}\\a_{21}&a_{22}&\cdots&a_{2q}\\\vdots&\vdots&&\vdots\\a_{p1}&a_{p2}&\cdots&a_{pq}\end{bmatrix}$$

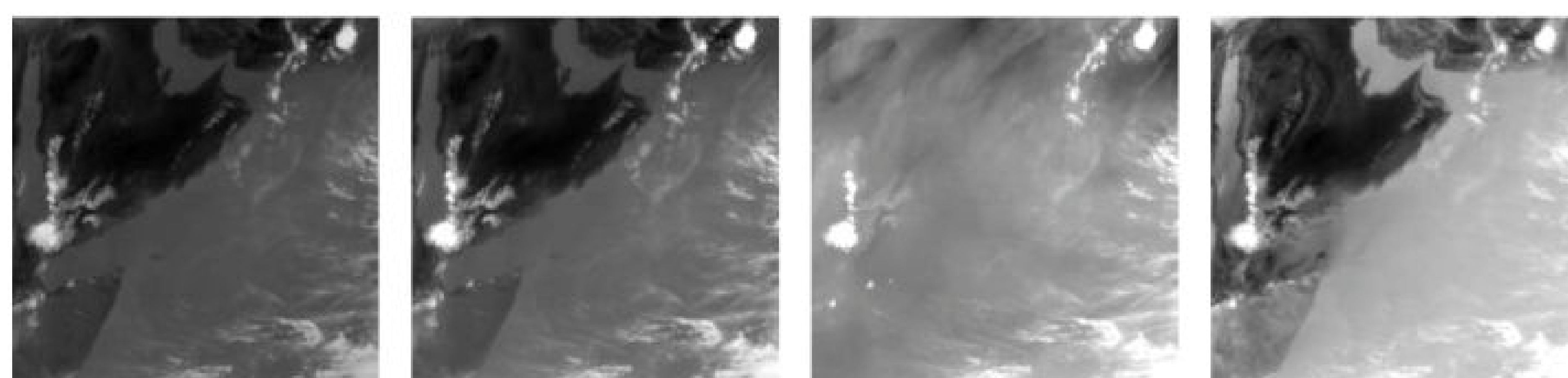
$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{AX} \tag{5-69}$$

$$y_i = a_{1i}x_1 + a_{2i}x_2 + \cdots + a_{pi}x_p, \quad i = 1,2,\cdots,q \tag{5-70}$$

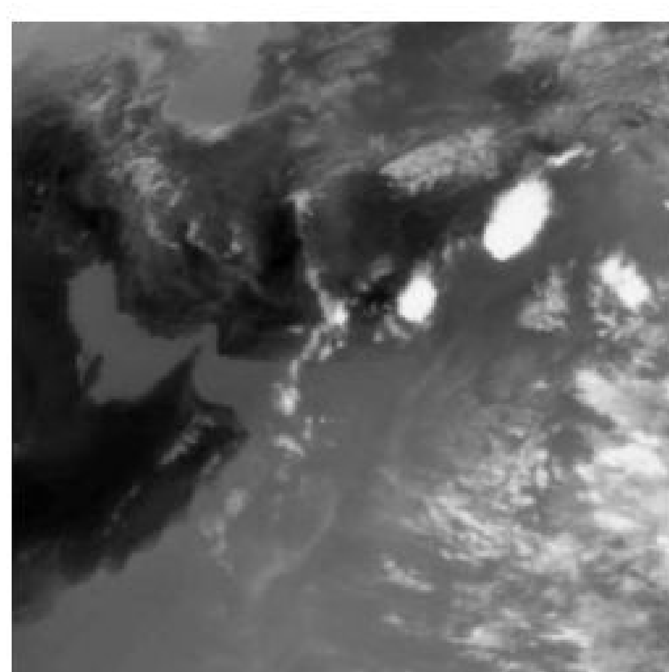
伪颜色矢量的线性组合不是唯一的，它可以根据不同的需要进行构造。不同图像通道具有不同的特点，如 IR2 图像中包含了“昼夜云”信息，而 IR3 图像包含了“中高层水汽”信息。如果需要同时关注或处理“昼夜云”信息和“中高层水汽”信息，就可以将 IR2 图像与 IR3 图像按一定权重进行融合。实验结果如图 5-39 所示。



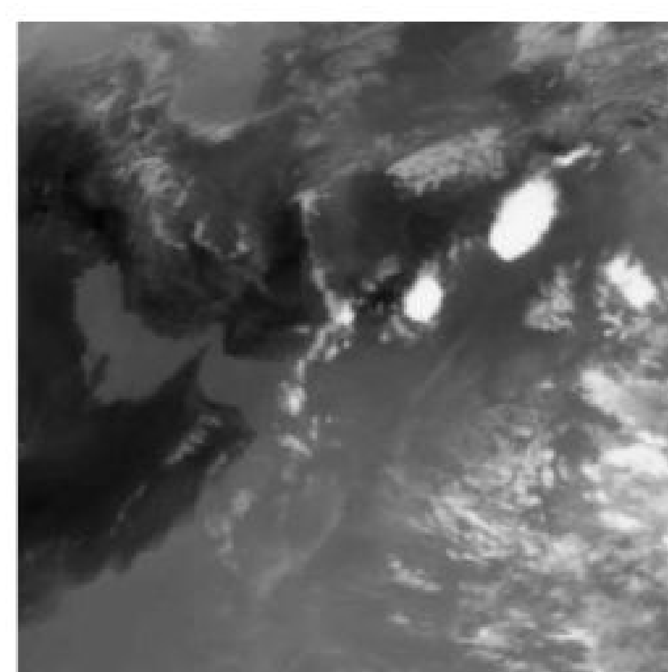
(a) 从左至右依次为A区域IR1、IR2、IR3和IR4图像



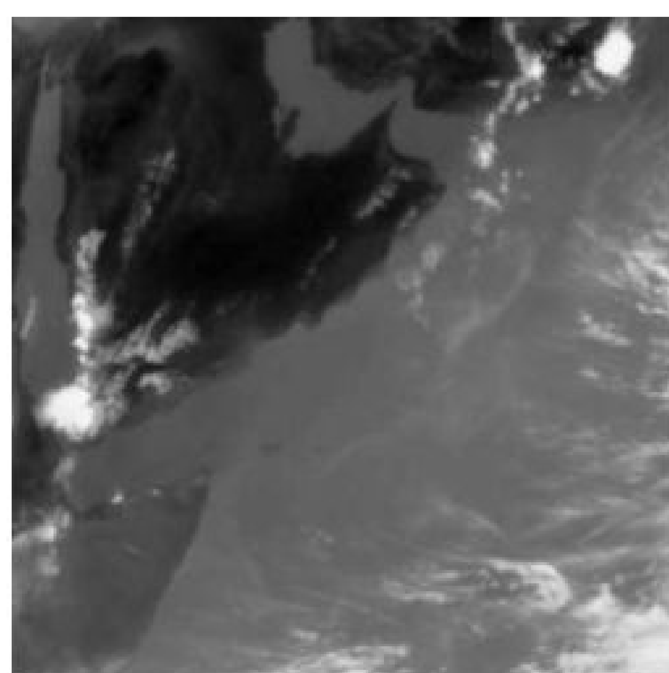
(b) 从左至右依次为B区域IR1、IR2、IR3和IR4图像



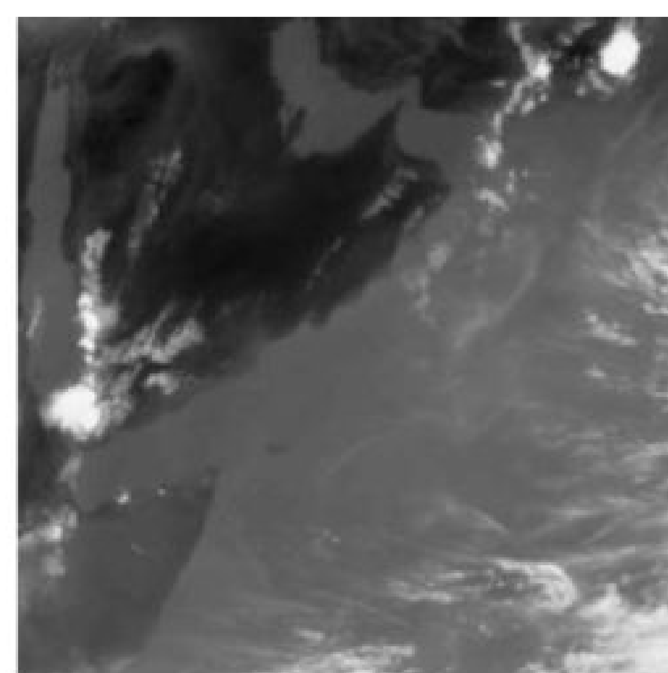
(c) A区域IR1、IR2和IR4合成图



(d) A区域IR1、IR2和IR3合成图



(e) B区域IR1、IR2和IR4合成图



(f) B区域IR1、IR2和IR3合成图

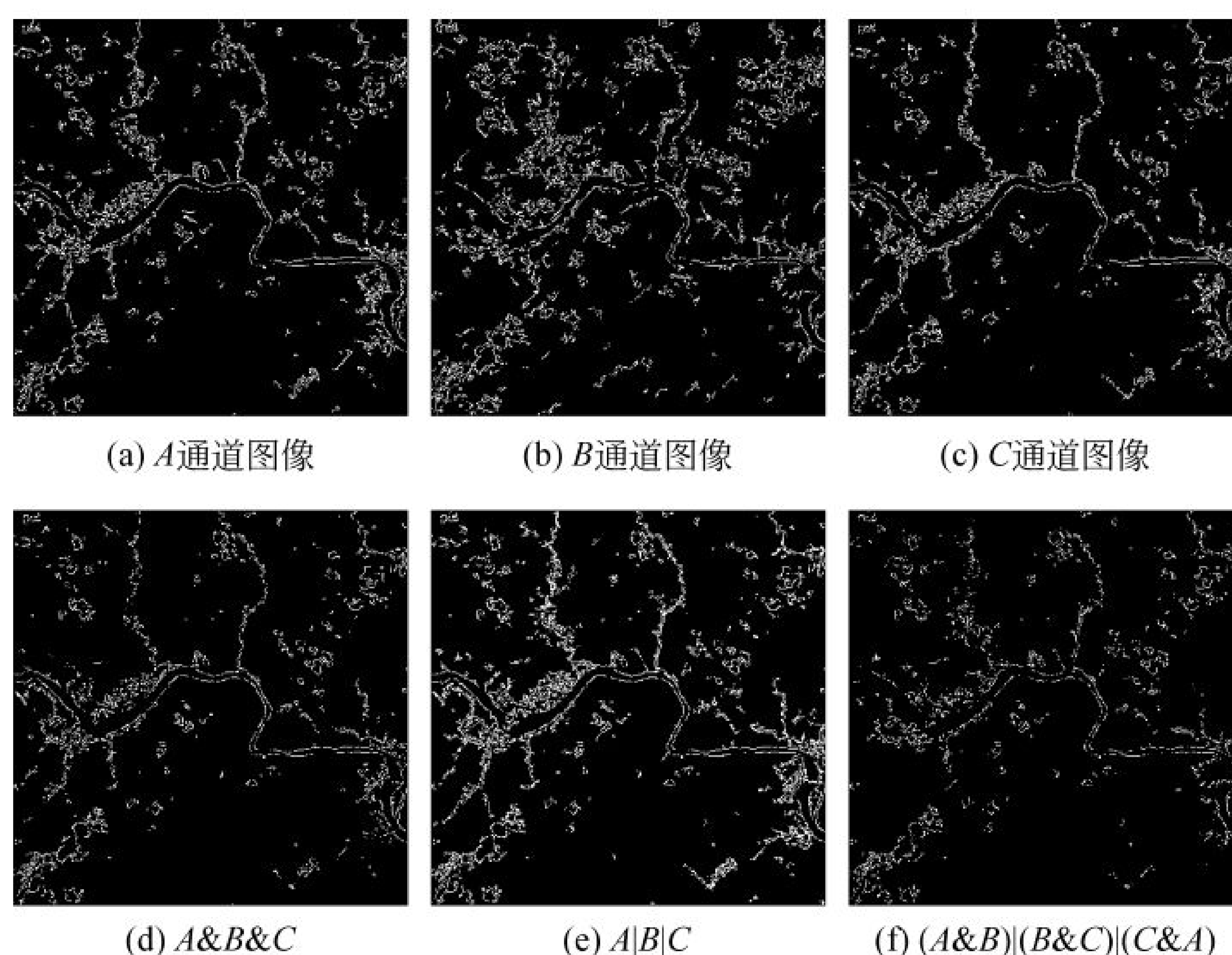
图 5-39　多通道遥感图像矩阵变换融合结果

4. 逻辑运算融合法

逻辑运算方法适用于图像边缘或其他黑白二值图像。一般逻辑运算法采用如下规则：

n 个通道图像中只要有一个图像的像素值取值为 1，则融合结果为 1，否则结果为 0；或在某 n 个分量图像上同时取值为 1，则融合结果为 1，否则为 0。这实质上是一种逻辑与运算和或运算。

逻辑变换法的实质是多通道图像灰度值的逻辑计算，实验结果如图 5-40 所示。图 5-40(a)、(b)、(c)分别为 A、B、C 通道的图像；图 5-40(d)是 A、B、C 通道图进行“与运算”后得到的结果；图 5-40(e)是 A、B、C 通道图像进行“或运算”后得到的结果；图 5-40(f)是 $(A\&B)|(B\&C)|(C\&A)$ 运算所得结果图。



(a) A通道图像　(b) B通道图像　(c) C通道图像

(d) $A\&B\&C$　(e) $A|B|C$　(f) $(A\&B)|(B\&C)|(C\&A)$

图 5-40　逻辑运算融合结果

5. 直方图匹配融合法

前面已经讨论了基于伪颜色矢量，通过综合计算、矩阵变换及逻辑运算等方法进行融合处理，本小节讨论通过直方图匹配的方法进行图像融合。

直方图匹配融合法的主要思想是：先分别计算两幅不同通道图像的直方图，记为 h_1 和 h_2，然后通过某种映射规则建立 h_1 和 h_2 的对应关系。

设 s，u 分别为待匹配图及参考图，L 是图像灰度级别，定义如下比值函数：

$$p_s(s_k) = N_k/N, \quad p_u(u_k) = M_k/M, \quad k = 0,1,\cdots,L-1 \tag{5-71}$$

其中，N、M 表示两幅图像 s、u 中像素总个数，N_k、M_k 表示图像 s、u 中第 k 级灰度的像素点个数。该方法的主要步骤如下：

(1) 计算待匹配图 s 的累积直方图。

$$f_k = \sum_{i=0}^{k} p_s(s_i), \quad k = 0,1,\cdots,L-1 \tag{5-72}$$

(2) 计算参考图 u 的累积直方图。

$$g_l = \sum_{j=0}^{l} p_u(u_j), \quad l = 0,1,\cdots,L-1 \tag{5-73}$$

(3) 按照一定的映射规则将待匹配直方图映射到参考直方图中，从而获得两者的对应关系。

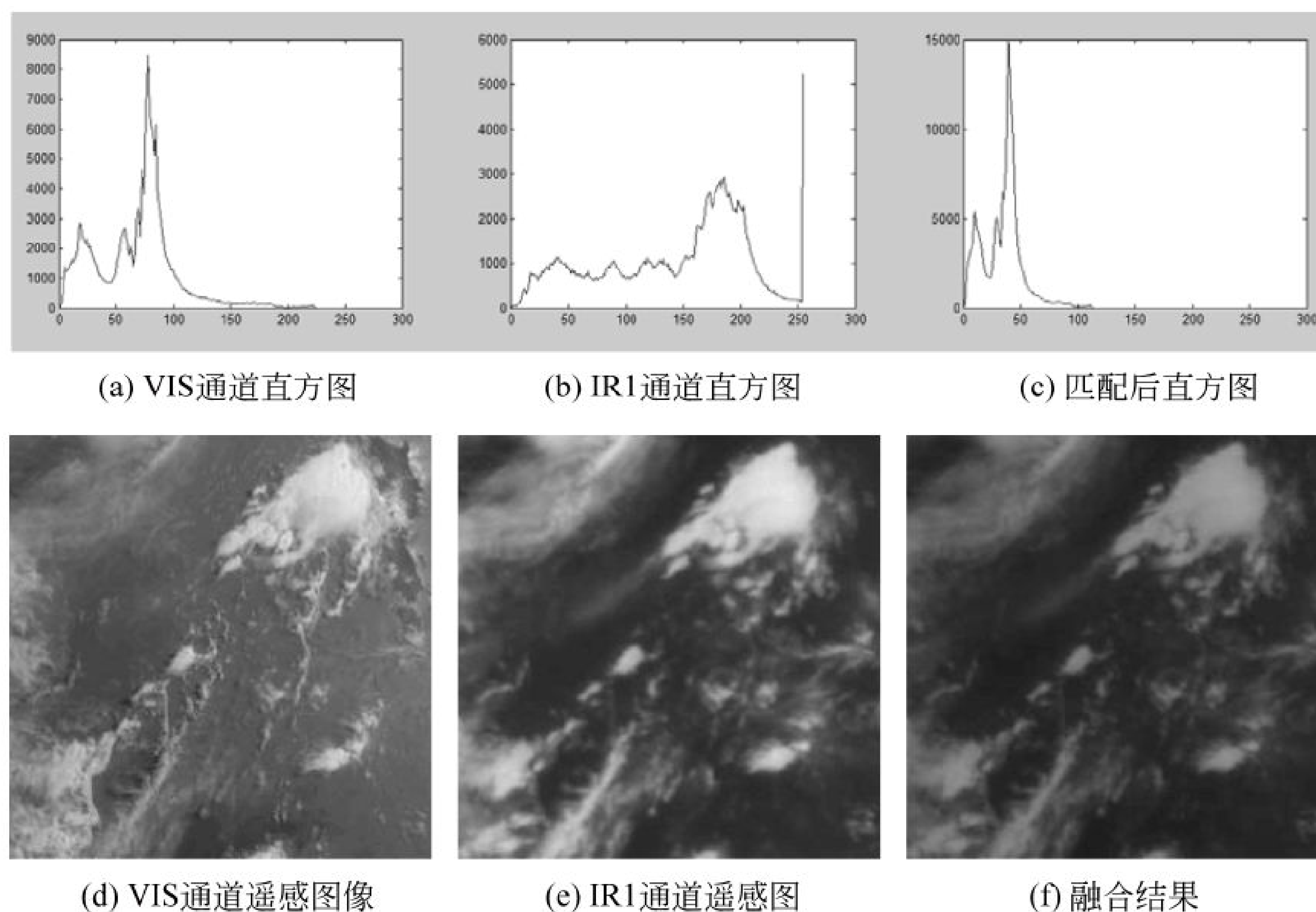
对于遥感图像而言，由于噪声量大，映射规则的选取对图像融合的效果影响较大。

我们采用单映射规则(Single Mapping Law, SML)，定义如下函数：

$$|f_k - g_l|, \quad k, l = 0, 1, \cdots, L-1 \tag{5-74}$$

寻找使函数取最小时的 f_k 和 g_l，然后将 $p_s(s_i)$ 映射到 $p_u(u_j)$。

选取可见光通道图像与红外 1 通道图像进行融合实验，结果如图 5-41 所示。



(a) VIS通道直方图　(b) IR1通道直方图　(c) 匹配后直方图

(d) VIS通道遥感图像　(e) IR1通道遥感图　(f) 融合结果

图 5-41　直方图匹配融合结果

5.3.3 基于小波分解的图像融合方法

基于小波变换的图像融合方法具有多尺度、多分辨率的特点，适用于遥感图像的融合处理。我们采用 Mallat 方法实现融合中图像的分解与重构。

1. 小波变换基本概念

小波变换[12]渊源可追溯到 20 世纪初，其思想来源于伸缩平移方法。早在 1910 年，Haar 提出了规范正交基的概念。小波概念真正出现在 20 世纪 80 年代，Y. Meyer、S. Mallat 及 I. Daubechies 等人进行了一系列卓有成效的工作，使小波理论基本成型，而后自 20 世纪 90 年代开始小波理论和应用全面发展，解决了长期没法解决的应用问题，特别是在信号和图像处理领域取得了显著的成果。

与 Fourier 变换、Gabor 变换相比，小波变换是时间域和频率域的局部变换。通过对信号进行多尺度分析，解决了 Fourier 变换未能解决的许多难题。

对于函数 $\psi(t)\in L^2(R)$，如果 $\int_{-\infty}^{\infty}\psi(t)\mathrm{d}t=0$，则称 $\psi(t)$是一个小波。

对于函数 $f\in L^2(R)$，称

$$W_\psi f(a,b)=|a|^{-1/2}\int_{-\infty}^{\infty}f(t)\cdot\overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)}\mathrm{d}t,\quad a,b\in R;a\neq 0 \tag{5-75}$$

为小波变换，也称为连续小波变换或积分小波变换。适当地选取 a、b 值，可得到离散小波变换。

如果 $\psi(t)$满足容许性条件，即

$$C_\psi=\int_{-\infty}^{\infty}|\omega|^{-1}\cdot|\psi(\omega)|^2\mathrm{d}\omega<\infty \tag{5-76}$$

则有：

$$f(t)=|C_\psi|^{-1}\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}W_\psi f(a,b)\cdot\psi_{a,b}(t)\frac{\mathrm{d}a\mathrm{d}b}{a^2} \tag{5-77}$$

正交小波。

记：

$$\psi_{k,n}(t)=2^{k/2}\cdot\psi(2^k t-n) \tag{5-78}$$

其中，$k,n\in Z$。

如果 $\{\psi_{k,n}\}$是 $L^2(R)$的一个规范正交基，即

$$\langle\psi_{k,n},\psi_{l,m}\rangle=\int_{-\infty}^{\infty}\psi_{k,n}(t)\cdot\overline{\psi_{l,m}(t)}\mathrm{d}t=\delta_{k,l}\cdot\delta_{n,m} \tag{5-79}$$

小波 ψ 称为一个正交小波[13]。

$f(t)$可表示为

$$f(t)=\sum_{k,n=-\infty}^{\infty}d_{k,n}\cdot\psi(t) \tag{5-80}$$

式(5-80)可称为小波级数，其中，

$$d_{k,n}=\langle f,\psi_{k,n}\rangle \tag{5-81}$$

称为小波系数。

(1) Haar 小波。

Haar 小波函数 $\psi(t)$如下所示：

$$\psi(t)=\begin{cases}1, & 0\leqslant t<1/2\\ -1, & 1/2\leqslant t<1\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{5-82}$$

尺度函数 $\phi(t)$如下所示：

$$\phi(t)=\begin{cases}1, & 0\leqslant t<1\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{5-83}$$

显然，$\phi(t)$的整数位移互相之间没有重叠，即 $\langle\phi(t-k),\phi(t-k')\rangle=\delta(k-k')$，同理，$\langle\psi_{j,k}(t),\psi_{j,k'}(t)\rangle=\delta(k-k')$，所以 Haar 小波是正交的。

很容易推出 $\psi(t)$和 $\phi(t)$的傅里叶变换是：

$$\Psi(\omega)=\mathrm{j}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega/2}\frac{\sin^2\omega/4}{\omega/4} \tag{5-84}$$

$$\Phi(\omega)=\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega/2}\frac{\sin\omega/2}{\omega/2} \tag{5-85}$$

Haar 小波在时域的定位功能很好,在频域的定位功能极差(分辨率极差)。

(2) Shannon 小波。

Shannon 小波函数 $\psi(t)$ 如下所示:

$$\psi(t)=(\frac{\sin\pi t/2}{\pi t/2})\cos(3\pi t/2) \tag{5-86}$$

其尺度函数为:

$$\phi(t)=\frac{\sin\pi t}{\pi t} \tag{5-87}$$

由于

$$\begin{aligned}\langle\phi(t-k),\phi(t-k')\rangle&=\frac{1}{2\pi}\int\Phi_{0,k}(\omega)\Phi^*_{0,k'}(\omega)\mathrm{d}\omega\\&=\frac{1}{2\pi}\int_{-\pi}^{\pi}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}(k-k')\omega}\mathrm{d}\omega=\delta(k-k')\end{aligned} \tag{5-88}$$

所以 $\{\phi(t-k),k\in Z\}$ 构成 V_0 中的规范正交基。其中,

$$\Phi(t)=\begin{cases}1, & |\omega|\leqslant\pi\\0, & 其他\end{cases} \tag{5-89}$$

$\psi(t)$ 的 Fourier 逆变换为:

$$\Psi(\omega)=\begin{cases}1, & \pi<|\omega|\leqslant 2\pi\\0, & 其他\end{cases} \tag{5-90}$$

其实,从频域可以看到,$\Psi_{j,k}(\omega)$ 和 $\Phi_{j,k}(\omega)$ 各自及相互之间的整数移位都没有重叠,因此它们是正交的。

Shannon 小波在频域的定位功能极好,但在时域的定位功能极差。

2. 多分辨率分析

自从提出了多分辨分析的概念之后,小波分析在图像处理和模式识别等方面得到了广泛应用。下面介绍多分辨的概念。

1) 多分辨分析

定义:设 $\{V_j\}_{j\in Z}$ 是 $L^2(R)$ 上的一列闭子空间,$\phi(t)$ 是 $L^2(R)$ 中的一个函数,如果它们具有以下特性:

(1) 单调性:对任何整数 $j\in Z, V_j\subset V_{j+1}$。

(2) 唯一性:$\bigcap_{j\in Z}V_j=\{0\}$。

(3) 稠密性:$\overline{\bigcup_{j\in Z}V_j}=L^2(R)$。

(4) 伸缩性:$f(t)\in V_j\Leftrightarrow f(2t)\in V_{j+1}, \forall j\in Z$。

(5) 可构造性(正交基的存在性):$\{\phi(t-k)\}_{k\in Z}$ 构成子空间 V_0 的标准正交基,则称 $(\{V_j\}_{j\in Z};\phi(t))$ 是 $L^2(R)$ 上的一个正交多分辨分析。

依据多分辨分析的定义可知，函数族$\{\phi_{j,k}(t)\}_{k\in Z}$是$V_j$空间的标准正交基。

2）正交小波的构造

任取$j\in Z$，定义如下的子空间W_j

$$W_j \perp V_j, V_{j+1} = W_j \oplus V_j$$

分析验证可知，子空间序列$\{W_j\}_{j\in Z}$具有以下特性：

（1）$\forall j\neq l, W_j \perp W_l$。

（2）$L^2(R)=\bigoplus_{l=-\infty}^{+\infty} W_l$。

（3）$\forall j\in Z, g(t)\in W_j \Leftrightarrow g(2t)\in W_{j+1}$。

可知，要求得空间$L^2(R)$的标准正交基，只需构造W_0的标准正交基。

3. 二元多分辨分析

二元多分辨分析是以二元小波为基础的，二元小波可由一元小波直接生成，包括二元乘积型连续小波变换、二元张量积离散小波变换、二元脊波变换等。

1）张量积空间

设F，G为两个线性空间，其基底分别为$\cdots, f_{-1}, f_0, f_1\cdots$与$\cdots, g_{-1}, g_0, g_1, \cdots$。则$F$与$G$的张量积可表示为

$$H = F \otimes G \tag{5-91}$$

其中，$f_i g_j(i=0,\pm1,\pm2,\cdots,j=0,\pm1,\pm2,\cdots)$为$H$的基底。

进一步，如果F、G为两个函数空间，若设F的自变量为x，G的自变量为y，则张量积空间H为二元张量积函数空间或张量积曲面。

2）张量积多分辨率分析

设$\phi^1(x)$一元尺度函数，生成一个多分辨分析$\{V_k^1\}$，而一元尺度函数$\phi^2(x)$生成另一个多分辨分析$\{V_k^2\}$，则与张量积空间为$\phi(x,y)=\phi^1(x)\cdot\phi^2(y)$

$$V_k = V_k^1 \otimes V_k^2 \tag{5-92}$$

由于V_k^1基底是$\{2^{k/2}\cdot\phi^1(2^k x-j)\}$，则$V_k^2$的基底是$\{2^{k/2}\cdot\phi^2(2^k y-l)\}$，所以基底是$\{2^k\cdot\phi^1(2^k x-j)\cdot\phi^2(2^k y-l)\}$。对于二元函数$f(x,y)$，引入记号：

$$f_{k;j,l}(x,y) = 2^k\cdot f(2^k x - j, 2^k y - l) \tag{5-93}$$

记：

$$\phi(x,y) = \phi^1(x)\cdot\phi^2(y) \tag{5-94}$$

则$\{\phi_{k;j,l}(x,y)\,|\,j,l\in Z\}$是$V_k$的基底。所以$\{V_k\}$形成$L^2(R^2)$中的一个多分辨分析，而$\phi(x,y)$是相应的尺度函数。

设V_k^1关于V_{k+1}^1的补空间是W_k^1，V_k^2关于V_{k+1}^2的补空间是W_k^2，即

$$V_{k+1}^1 = V_k^1 \dot{+} W_k^1$$
$$V_{k+1}^2 = V_k^2 \dot{+} W_k^2 \tag{5-95}$$

设$\psi^1(x)$生成W_0^1，$\psi^2(x)$生成W_0^2，即

$$W_0^1 := clos_{L^2(R)}\langle\psi^1(x-n): n\in Z\rangle$$

$$W_0^2 := clos_{L^2(R)}\langle \psi^2(x-n): n \in Z\rangle \tag{5-96}$$

这时有：

$$V_{k+1} = V_k \dot{+} W_k$$
$$W_k = W_k^{(1)} \dot{+} W_k^{(2)} \dot{+} W_k^{(3)} \tag{5-97}$$

其中，

$$W_k^{(1)} = V_k^1 \otimes W_k^2$$
$$W_k^{(2)} = W_k^1 \otimes V_k^2$$
$$W_k^{(3)} = W_k^1 \otimes W_k^2 \tag{5-98}$$

若记：

$$\psi^1(x,y) = \phi^1(x) \cdot \psi^2(y)$$
$$\psi^2(x,y) = \psi^1(x) \cdot \phi^2(y)$$
$$\psi^3(x,y) = \psi^1(x) \cdot \psi^2(y) \tag{5-99}$$

则 $W_k^{(1)}$ 的基底是 $\{\psi_{k;j,l}^1(x,y)|j,l\in Z\}$，$W_k^{(2)}$ 的基底是 $\{\psi_{k;j,l}^2(x,y)|j,l\in Z\}$，$W_k^{(3)}$ 的基底是 $\{\psi_{k;j,l}^3(x,y)|j,l\in Z\}$。$f_{k+1}(x,y)=f_k(x,y)+g_k(x,y)$。

4. Mallat 分解与重构

二元信号 $f(x,y)\in L^2(R^2)$，由于 $L^2(R^2)$ 具有直和分解：

$$L^2(R^2) = \cdots \dot{+} W_{-1} \dot{+} W_0 \dot{+} W_1 \dot{+} \cdots \tag{5-100}$$

这样 $f(x,y)\in L^2(R^2)$ 具有唯一分解：

$$f(x,y) = \cdots \dot{+} g_{-1}(x,y) \dot{+} g_0(x,y) \dot{+} g_1(x,y) \dot{+} \cdots \tag{5-101}$$

其中，$g_k(x,y)\in W_k$。

设 $f_k(x,y)\in V_k$，$g_k(x,y)\in W_k$，则有：

$$f_{k+1}(x,y) = f_k(x,y) + g_k(x,y) \tag{5-102}$$

对于充分大的 N，用 $f_N(x,y)$ 可以充分逼近 $f(x,y)$。而 f_N 具有分解：

$$f_N = g_{N-1} + g_{N-2} + \cdots + g_{N-M} + f_{N-M} \tag{5-103}$$

对任何 k，$f_k\in V_k$，$g_k\in W_k$，g_k 可以进一步分解为：

$$g_k = g_k^{(1)} + g_k^{(2)} + g_k^{(3)} \tag{5-104}$$

其中，$g_k^{(i)}(x,y)\in W_k^{(i)}(i=1,2,3)$。

由一元张量积的尺度关系

$$\begin{cases} \phi^1(x) = \sum_n p_n^1 \cdot \phi^1(2x-n) \\ \psi^1(x) = \sum_n q_n^1 \cdot \psi^1(2x-n) \end{cases} \tag{5-105}$$

和

$$\begin{cases} \phi^2(y) = \sum_n p_n^2 \cdot \phi^2(2y-m) \\ \psi^2(y) = \sum_n q_n^2 \cdot \psi^2(2y-m) \end{cases} \tag{5-106}$$

可得二元张量积的两尺度关系为：

$$\begin{cases}\phi(x,y)=\sum_{n,m}p_{n,m}\cdot\phi(2x-n,2y-m)\\ \psi^i(x,y)=\sum_{n,m}q^i_{n,m}\cdot\psi^i(2x-n,2y-m)\end{cases},\quad i=1,2,3 \tag{5-107}$$

其中，

$$p_{n,m}=p^1_n\cdot p^2_m$$
$$q^1_{n,m}=p^1_n\cdot q^2_m$$
$$q^2_{n,m}=q^1_n\cdot p^2_m$$
$$q^3_{n,m}=q^1_n\cdot q^2_m$$

二元张量积分解关系为：

$$\begin{aligned}\phi(2x-l,2y-j)=&\sum_{n,m}a_{l-2n,j-2m}\cdot\phi(2x-n,y-2m)\\&+\sum_{n,m}b^1_{l-2n,j-2m}\cdot\psi^1(2x-n,y-2m)\\&+\sum_{n,m}b^2_{l-2n,j-2m}\cdot\psi^2(2x-n,y-2m)\\&+\sum_{n,m}b^3_{l-2n,j-2m}\cdot\psi^3(2x-n,y-2m)\end{aligned} \tag{5-108}$$

其中，

$$a_{l-2n,j-2m}=a^1_{l-2n}\cdot a^2_{j-2m}$$
$$b^1_{l-2n,j-2m}=a^1_{l-2n}\cdot b^2_{j-2m}$$
$$b^2_{l-2n,j-2m}=b^1_{l-2n}\cdot a^2_{j-2m}$$
$$b^3_{l-2n,j-2m}=b^1_{l-2n}\cdot b^2_{j-2m}$$

1）分解算法

设：

$$f_k(x,y)=\sum_{n,m}c_{k;m,n}\cdot\phi(2^kx-n,2^ky-m) \tag{5-109}$$

$$g^{(i)}_k(x,y)=\sum_{n,m}d^i_{k;m,n}\cdot\psi^i(2^kx-n,2^ky-m) \tag{5-110}$$

则有：

$$f_{k+1}=f_k(x,y)+g^{(1)}_k(x,y)+g^{(2)}_k(x,y)+g^{(3)}_k(x,y) \tag{5-111}$$

若把原始数据看作是一幅图像采样后的二维离散数据，则二维离散小波变换对图像的分解过程如图 5-42 所示，即首先对水平方向进行滤波，然后再对垂直方向进行滤波，获得 4 个不同频带子图 LL1、HL1、LH1、HH1。若对 LL1 继续进行这样的滤波过程，还可以得到 LL2、HL2、LH2、HH2。分解数据流如图 5-43 所示。

若已知$\{c_{k+1;m,n}\}$，可求$\{c_{k;m,n}\}$，$\{d_{k;m,n}\}$

$$\begin{cases}c_{k;m,n}=\sum_{l,j}a_{l-2n,j-2m}\cdot c_{k+1;m,n}\\ d_{k;m,n}=\sum_{l,j}b^i_{l-2n,j-2m}\cdot c_{k+1;m,n}\end{cases},i=1,2,3 \tag{5-112}$$

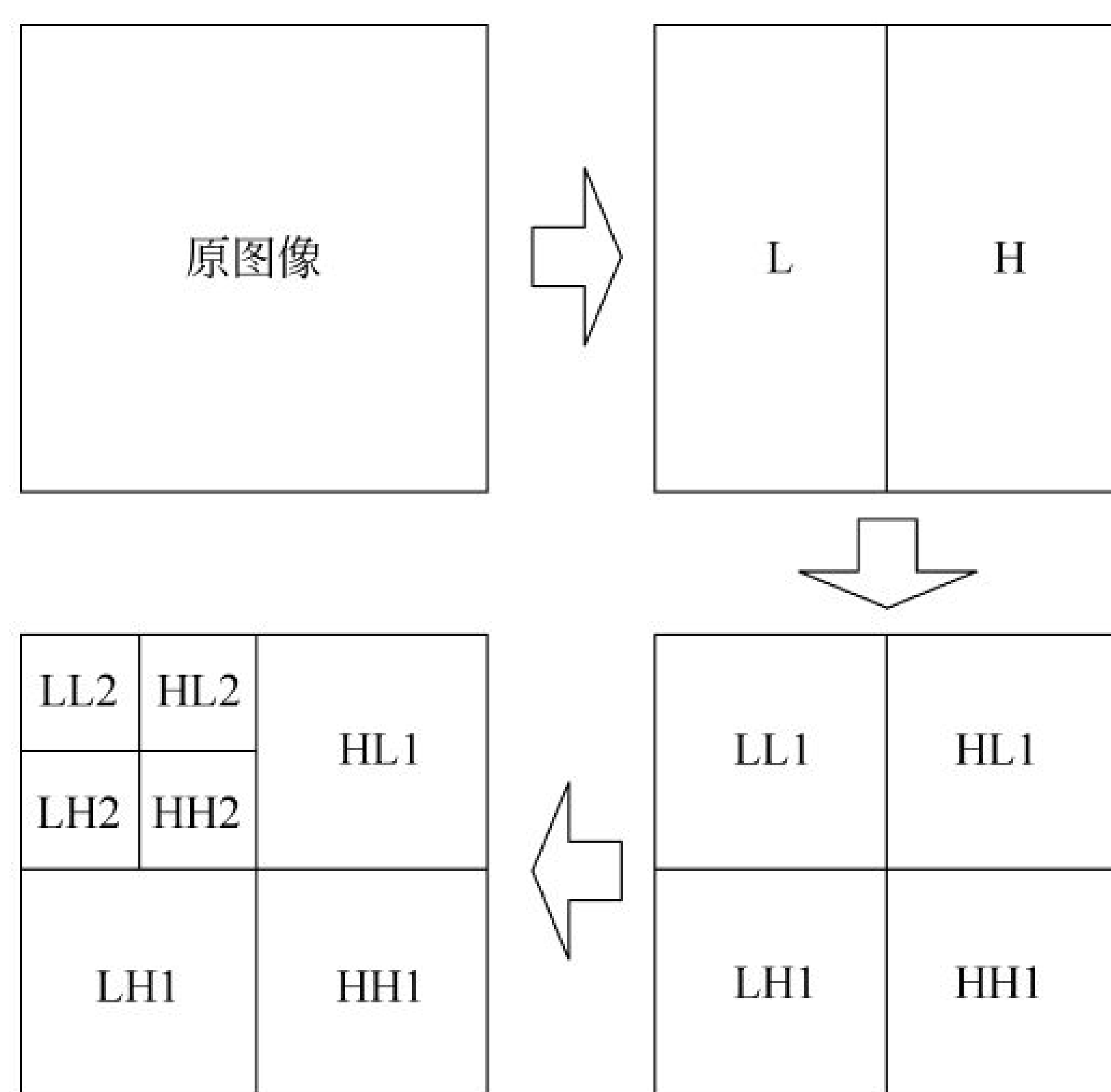


图 5-42　小波分解示意图

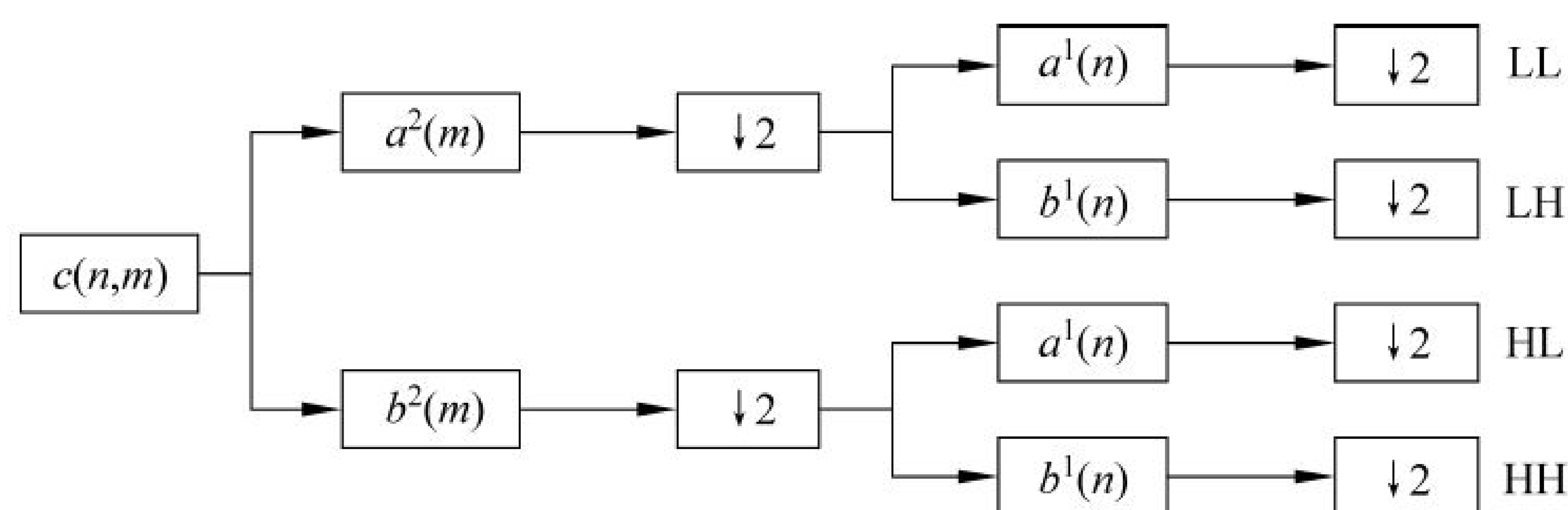


图 5-43　小波分解数据流图

2）重构算法

图像的重构过程如图 5-44 所示，不同频带的子图 LL2、HL2、LH2、HH2 可以重构生成 LL1，而 LL1、HL1、LH1、HH1 可以重构原图像。它是分解过程的逆过程。小波重构数据流如图 5-45 所示。

若已知$\{c_{k;m,n}\}$，$\{d_{k;m,n}\}$，可求$\{c_{k+1;m,n}\}$。

$$c_{k+1;m,n} = \sum_{l,j}\left(p_{n-2l} \cdot c_{k;l,j} + \sum_{i=1}^{3} q^{i}_{n-2l,m-2j} \cdot d^{i}_{k;l,j}\right) \tag{5-113}$$

5. 遥感图像融合

遥感图像融合就是把不同传感器所获得的多幅图像或同一传感器选取不同参数时所获得的多幅图像合成为一幅图像，而这幅合成的图像能反映原始图像的最大量信息。图像融合为遥感图像的进一步观测和处理提供了基础。

图像融合方法的主要思想是：将不同来源或不同通道的图像分解为不同分辨率的子图像；根据先验经验可知，不同来源的图像，在不同频率上可能具有不同的优势(优先度)，因此在不同的分辨率上，根据优先度选取不同来源的子图；最后根据选取后的结果，将不同分辨

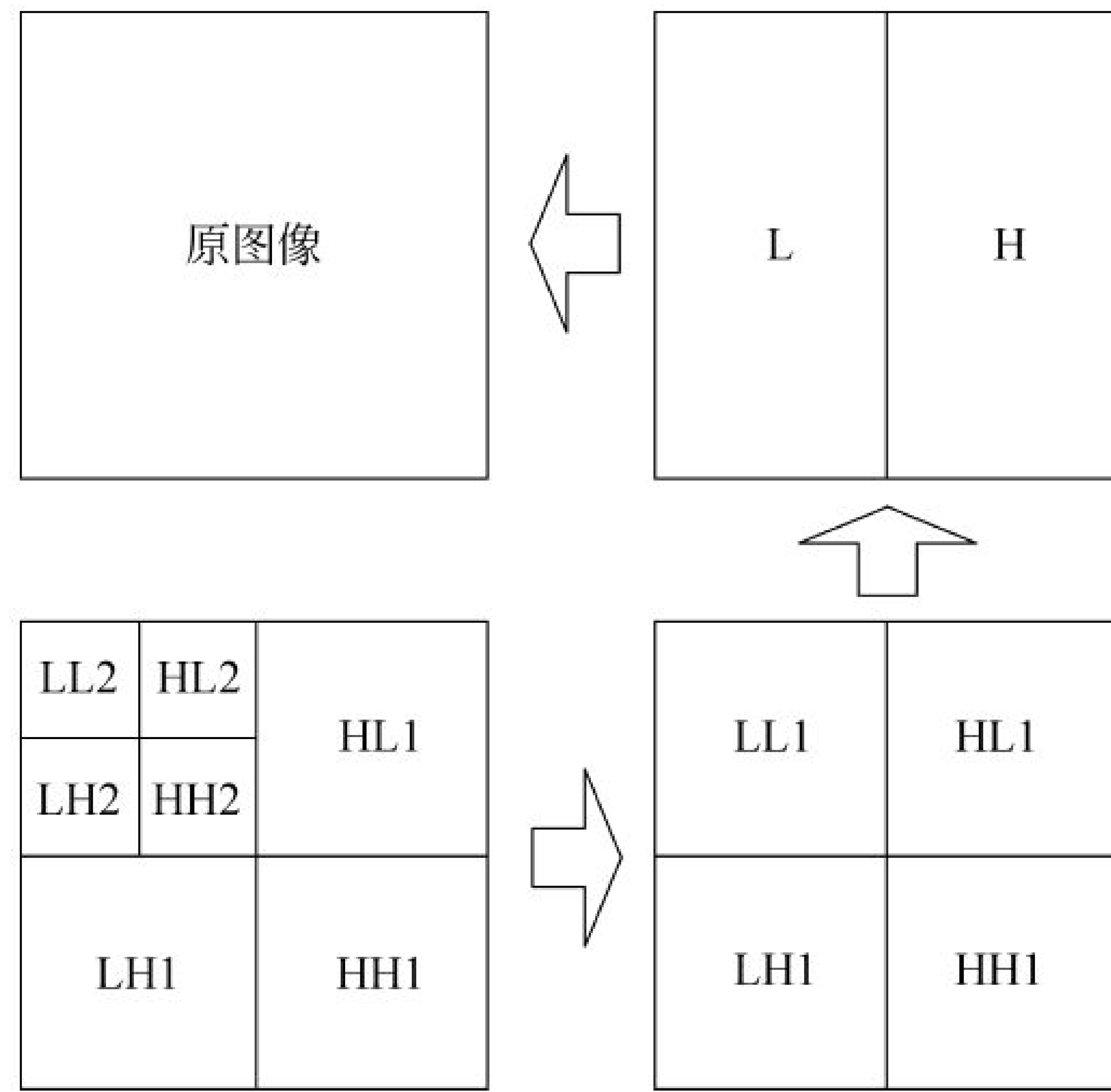


图 5-44 小波重构示意图

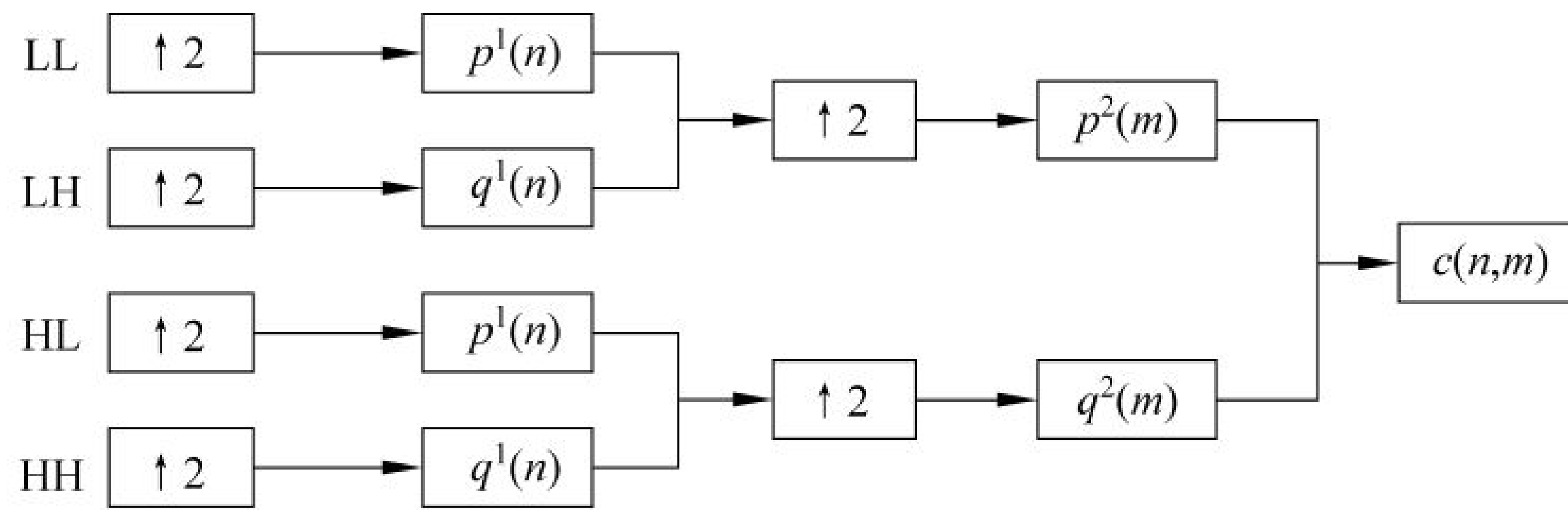


图 5-45 小波重构数据流图

率的子图像进行重构处理，从而获得融合后图像。

实际应用中，离散小波变换就是在水平和垂直两个方向上对原始图像进行高、低通滤波，采样之后，原始图像就分解成多个不同分辨率的子图。

将待处理图像 $f(x,y)$ 看成一个离散逼近 $L_0 f$，此时分辨率为 $2^0=1$，假设小波分解的分辨率最低可达到 2^{-J}，$J\in Z_+$，那么 $L_0 f$ 的分解可以定义为

$$(A_{2^{-J}} f,(D_{2^{-j}}^{(1)} f)_{-J\leqslant j\leqslant 0},\quad (D_{2^{-j}}^{(2)} f)_{-J\leqslant j\leqslant 0},\quad (D_{2^{-j}}^{(3)} f)_{-J\leqslant j\leqslant 0}) \tag{5-114}$$

由于小波基正交性特点，小波分解不会产生冗余，通过小波分解可以把图像分解成相互独立的频带子图。这样可方便分析各子图的频域特性。

对于不同来源的两个图像信号 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 进行融合处理时，可按式(5-114)将 f_1 和 f_2 进行分解：

$$A_0 f_1 = (A_{2^{-J}} f_1,(D_{2^{-j}}^{(1)} f_1)_{-J\leqslant j\leqslant 0},(D_{2^{-j}}^{(2)} f_1)_{-J\leqslant j\leqslant 0},(D_{2^{-j}}^{(3)} f_1)_{-J\leqslant j\leqslant 0}) \tag{5-115}$$

$$A_0 f_2 = (A_{2^{-J}} f_2,(D_{2^{-j}}^{(1)} f_2)_{-J\leqslant j\leqslant 0},(D_{2^{-j}}^{(2)} f_2)_{-J\leqslant j\leqslant 0},(D_{2^{-j}}^{(3)} f_2)_{-J\leqslant j\leqslant 0}) \tag{5-116}$$

获得融合图像定义为

$$(A_{2^{-J}} f_0,(D_{2^{-j}}^{(1)} f_0^{1,j})_{-J\leqslant j\leqslant 0},\quad (D_{2^{-j}}^{(2)} f_0^{2,j})_{-J\leqslant j\leqslant 0},\quad (D_{2^{-j}}^{(3)} f_0^{3,j})_{-J\leqslant j\leqslant 0}) \tag{5-117}$$

其中，

$$f_0^{i,j}=\alpha_0^{i,j}\cdot f_1+\beta_0^{i,j}\cdot f_2,\quad i=1,2,3;-J\leqslant j\leqslant 0$$

且

$$\alpha_0^{i,j}+\beta_0^{i,j}=1.0$$

权重值 $\alpha_0^{i,j}$ 和 $\beta_0^{i,j}$ 根据实际情况加以选择。对子图像进行加权融合后，再进行相应的逆变换，就可获得不同来源的两幅图像 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 的融合结果。融合过程如图 5-46 所示。

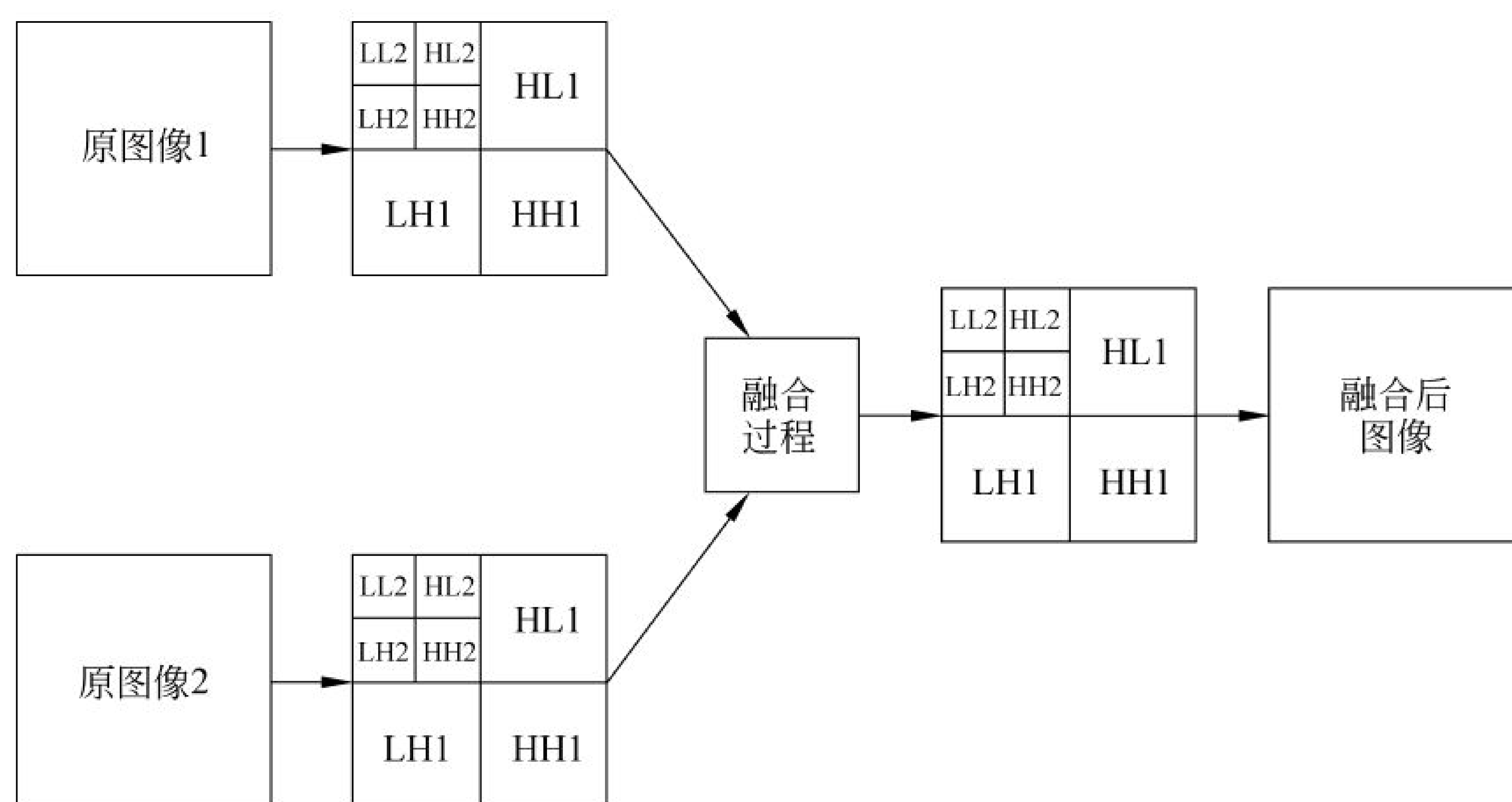


图 5-46　基于小波变换的图像融合原理

遥感图像融合方法的基本步骤如下：

1）图像配准

采用前文提出的改进 SIFT 算法，分别提取遥感图像 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 的 SIFT 特征点，然后对图像特征点进行匹配，根据匹配结果计算出两幅图像的几何变换关系，校正图像坐标，完成图像配准。

2）图像融合

对配准后的两幅图像分别进行小波分解，然后按照一定的融合规则将分解后的频带子图进行融合。融合规则的关键在于如何确定图像 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 的融合权值。

（1）规则 1：为了最大限度保留图像信息，分别对分解后的频带子图进行熵的计算，根据图像一阶熵的大小来设置两幅图像不同频率的权值。

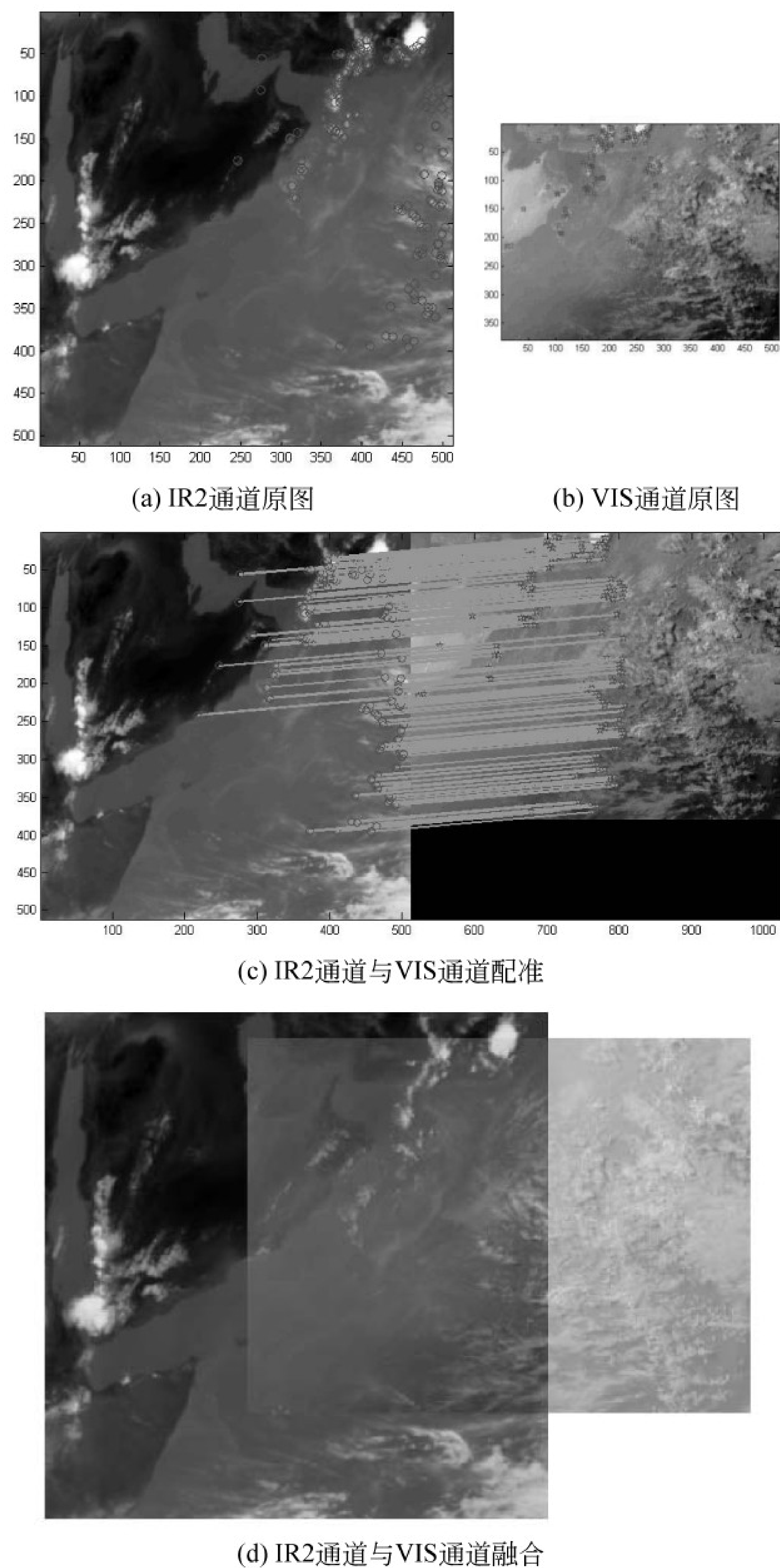
（2）规则 2：分解后的频带子图检测其特征点（SIFT 或 SURF），统计不同频带子图中相应特征点的多少来设置两幅图像不同频率的权值。

利用上述融合方法所获得的融合图像，同时包含了 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 的部分细节信息，图像的细节更为丰富，有利于进一步的分析和解读。

6．实验结果与分析

选取红外 1 通道和红外 2 通道两幅遥感图像进行融合实验。结果如图 5-47 所示。

其中的红外1通道的多层小波分解如图5-48所示，VIS通道多层小波分解如图5-49所示。


(a) IR2通道原图 (b) VIS通道原图

(c) IR2通道与VIS通道配准

(d) IR2通道与VIS通道融合

图5-47 IR2通道与VIS通道融合效果

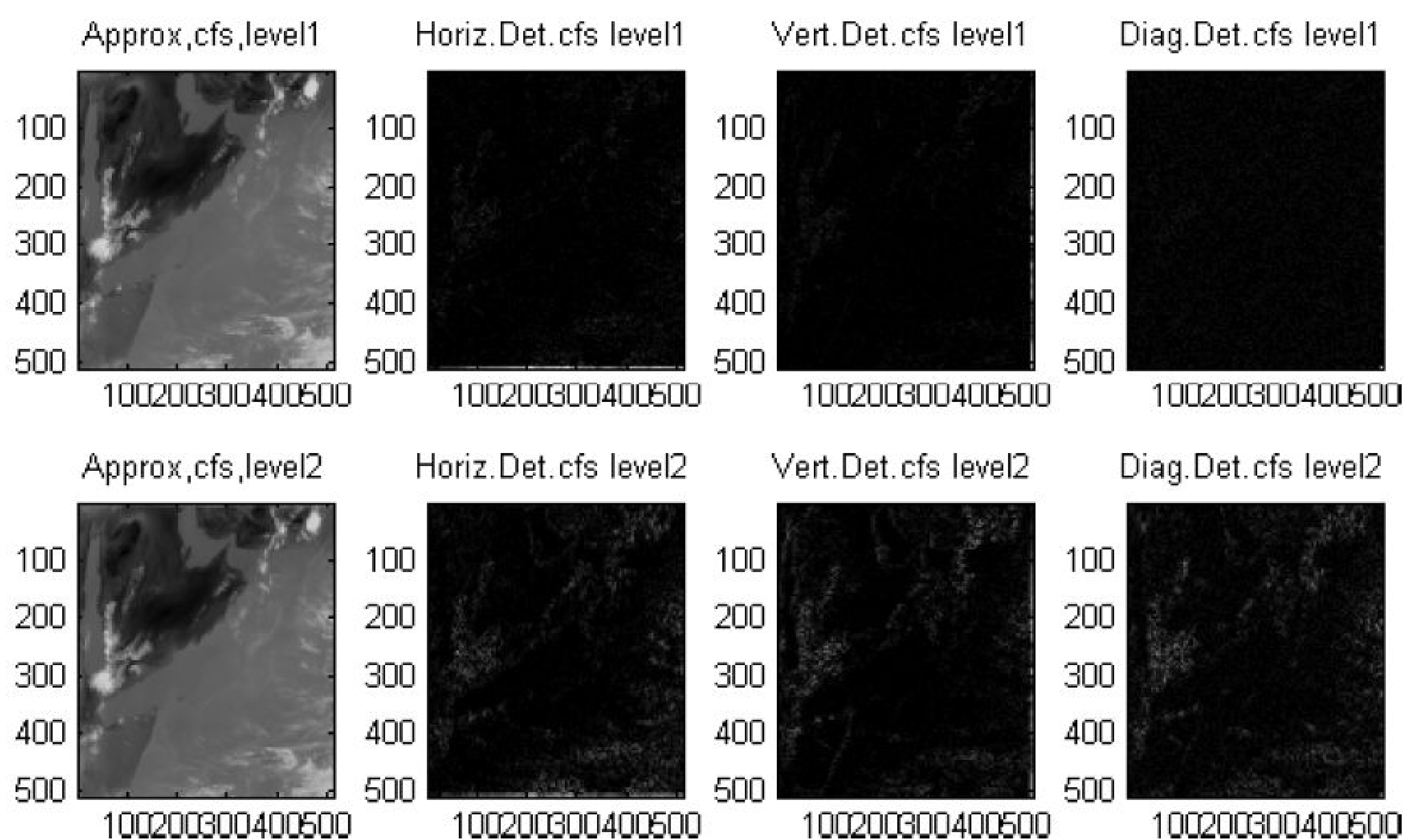


图 5-48　IR1 通道的多层小波分解

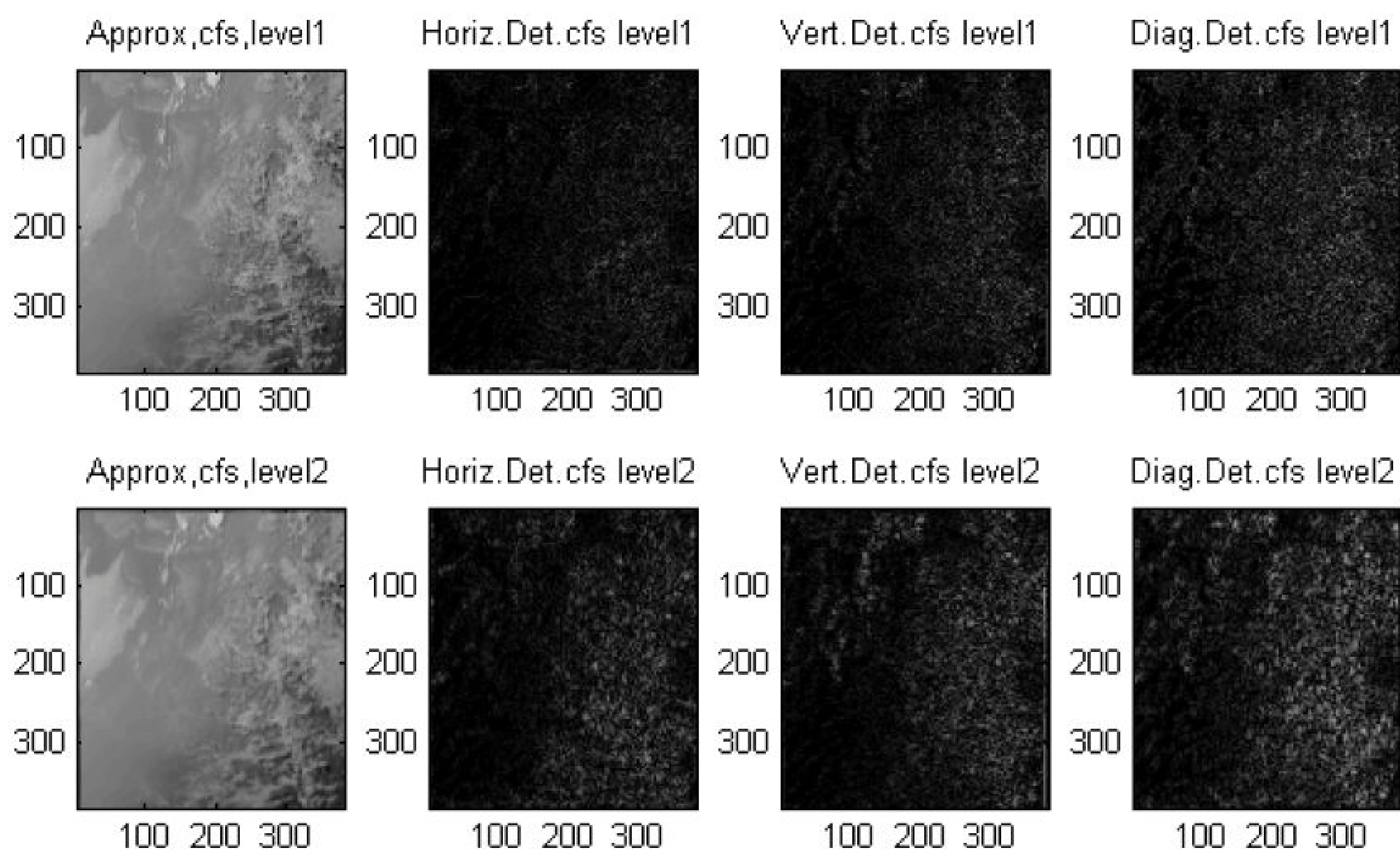


图 5-49　VIS 通道图像的多层小波分解

参考文献

[1] X. DAI, S. KHORRAM. A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2351-2362.

[2] 葛永新. 图像匹配中若干关键问题的研究 [D]. 重庆：重庆大学，2011.

[3] D. I. BARNEA, H. F. SILVERMAN. A class of algorithms for fast digital image registration [J]. IEEE Transactions on Computers, 1972, 100(2): 179-186.

[4] R. C. GONZALEZ,R. E. WOODS. 数字图像处理(第2版)[M]. 阮秋琦,阮宇智等译. 北京:电子工业出版社,2003:500-505.
[5] HU M. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. Information Theory,IRE Transactions on,1962,8(2):179-187.
[6] 吴小丹,奚日辉,宋玲玲. 基于梯度互信息的CT/PET图像分步配准[J]. 微计算机信息,2008,24(9):292-293.
[7] 朱俊杰. 高分辨率光学和SAR遥感数据融合及典型目标提取方法研究[D]. 北京:中国科学院遥感应用研究所,2005.
[8] D. G. LOWE. Object recognition from local scale-invariant features [C]. Proceedings of 1999 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'99). Piscataway, NJ: IEEE Press, 1999, 2: 1150-1157.
[9] HARRIS C,STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]. Proceedings of the 4th Alley Vision Conference. London,UK:BMVA,1988:147-151.
[10] CAO W,LI B,ZHANG Y. A remote sensing image fusion method based on PCA transform and wavelet packet transform [C]. Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing. Piscataway,NJ:IEEE Press,2003,2:976-981.
[11] 崔岩梅,倪国强,钟堰利. 利用统计特性进行图像融合效果分析及评价[J]. 北京理工大学学报,2000,20(1):102-106.
[12] 倪林. 小波变换与图像处理[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,2010.
[13] 程正兴,杨守志,冯晓霞. 小波分析的理论算法进展和应用[M]. 北京:国防工业出版社,2007.